

### Universidade Federal de Ouro Preto Instituto de Ciências Exatas e Biológicas Departamento de Estatística Bacharelado em Estatística



# Previsão de casos de dengue no estado de Minas Gerais via análise de clusters e modelo SARIMA

Matheus da Silva Secches

#### Matheus da Silva Secches

# Previsão de casos de dengue no estado de Minas Gerais via análise de clusters e modelo SARIMA

Monografia de Graduação apresentada ao Departamento de Estatística do Instituto de Ciências Exatas e Biológicas da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para a obtenção do grau de bacharel em Estatística.

Orientador(a)

Spencer Barbosa da Silva - Doutor em Estatística

Universidade Federal de Ouro Preto – UFOP Departamento de Estatística – DEEST

> Ouro Preto-MG Julho / 2019

Monografia de Graduação sob o título *Previsão de casos de dengue no estado de Minas Gerais via análise de clusters e modelo SARIMA* apresentada por Matheus da Silva Secches e aceita pelo Departamento de Estatística do Instituto de Ciências Exatas e Biológicas da Universidade Federal de Ouro Preto, sendo aprovada por todos os membros da banca examinadora abaixo especificada:

Dr. Spencer Barbosa da Silva

Orientador

Departamento de Estatística Universidade Federal de Ouro Preto

Ms. Victor Ferreira da Silva Departamento de Estatística Universidade Federal de Ouro Preto

Ms. Marcélo Carlos Ribeiro Departamento de Estatística Universidade Federal de Ouro Preto

Ouro Preto-MG, Julho de 2019.



# Agradecimentos

Ao longo de uma caminhada tão extensa e breve que é a vida, devemos reconhecer cada conquista completada e quem sempre nos auxiliou para o sucesso ou fracasso de cada etapa.

A este sucesso, agradeço primeiramente a minha família, em especial meu pai Fernando (in memorian) por ter me ensinado a procurar sempre evoluir, mesmo em pouco tempo presente fisicamente, e me mostrado a importância dos estudos, a minha mãe Valéria por ser meu maior exemplo de força, bondade e persistência, ao meu Vô Avenício por sempre me apoiar e mostrar que o caminho da felicidade é a simplicidade da vida, a minha irmã Juliane por me mostrar o poder da inteligência e pela companhia desde os primeiros passos da minha vida, a minha Vó Cleide por todo amor transbordado e por me ensinar a nunca desistir na vida, meus tios Vanessa e Frederico pelas alegrias e risadas.

Aos meus amigos de São José dos Campos, Vitão, Felp, Thoto, Pato, Gbl, Heitor, Augusto e Guedes, pela parceria e amizade de anos, pelas risadas, aprendizados, conversas, loucuras, estudos, por mostrarem que distâncias diferenças e brigas não são motivos para afastar ninguém, por me visitarem em Ouro Preto quando estava com saudades, e por tudo que ainda vamos passar nessa vida.

A toda família Campos, em especial Float, Biru, Graciliano e Deise, pelo exemplo de ser uma família com união, inteligência, carinhos e sorrisos, obrigado por me mostrarem o lado alegre da vida e me proporcionarem inúmeros momentos felizes, guardo tudo com muito amor e respeito.

Thata, minha melhor amiga de anos, muito obrigado por me ouvir e por passar essa energia maravilhosa que você tem desde que nos conhecemos, sem seu exemplo de força e bondade eu não seria capaz de estar escrevendo isso.

A Helena Souza, por me fazer acreditar que eu era capaz de começar a vida em uma universidade pública, pelos conselhos que vou levar para a vida toda, pela consideração e respeito de sempre.

Um muito obrigado a todos, sem exceção, que conheci em Ouro Preto, as amizades, e também as inimizades por me fazer ver qual caminho não seguir. As amizades um agradecimento enorme ao meu grande amigo Junio Klem, pela confiança, parceria, e por crescer

junto comigo durante toda minha graduação, sei que posso contar contigo independente da situação que a vida nos deixar. Ao Elias Neto, por toda a amizade e presença nos momentos mais marcantes da minha passagem em Ouro Preto. Ao Rogers por ter crescido comigo e ter dado todo amor e suporte. Gleizer por ser meu amigo paulista em Minas. Gabriel, Rodolfo e Mauricio pelos memoráveis tempos de ouro. Aos Estmigos, em especial Pombo, Maybe, Pedrinho, Marcão, Letícia, Wellington, Carol, pelas risadas, finas, choros, e companheirismo nessa batalha. A Estatis Jr, pelo aprendizado enorme em trabalhar em algo próximo do mercado de trabalho. As repúblicas Peça Rara, Só Fadinhas, Gandaia, Palmares, Tonteria, Doce Mistura, IML, Amoricana, Faz-de-conta por sempre me receberem muito bem com muitas risadas.

A minha amada República Rodoviária, sem dúvidas essa experiência foi tão importante quanto minha graduação, em especial Nuponto, Meleca, Pablo, Baiano, Lucas, Breno, Beiçola, Gunther, Molhada, Irmão do Jorel, Lucky Strike, Riconha, Judeu, o que aprendi com vocês eu vou levar para minha vida toda, obrigado por me mostrarem tantas coisas novas, por mostrarem a importância da diversidade, por expandir meus olhos e mente, por me ouvirem, por falarem quando eu estava errado, pelos elogios, com certeza a melhor fase da minha vida foi com vocês.

Mariana Schaper, obrigado por ser minha luz, meu suporte, minha alegria, minha paz, meu amor. Sem você essa passagem seria muito triste e repetitiva, obrigado por sempre melhorar meu humor, pelos carinhos, pelas conversas quando eu estava perdido, pela companhia, admiro muito a mulher que você é e sou muito grato pelas experiências que você me proporciona, te amo.

A todos os membros do Departamento de Estatística da UFOP, em especial Spencer pela melhor orientação que eu poderia ter, obrigado por ser um professor sempre presente. Ao Luis Guilherme pelo auxílio na montagem deste trabalho. Ao Eduardo Bearzoti pela empatia e acreditar nos seus alunos. Anderson Duarte pela excelente metodologia de ensino e pelos conselhos. Marcelo Ribeiro pela amizade e profissionalismo. A Graziela Gouvêa por ser um amor de pessoa. E a todos os professores pelo excelente trabalho e profissionalismo.

Por fim, e não menos importante, agradeço a mim, por ter aproveitado a oportunidade que me foi dada, por reconhecer que nem todos tem o privilégio que eu tenho e com isso ter dado meu máximo sempre, por sempre procurar crescer, por ter me perdoado quando errei, por reconhecer meus erros e por dar sempre o melhor de mim.



Previsão de casos de dengue no estado de Minas Gerais via análise de clusters e modelo SARIMA

Autor: Matheus da Silva Secches

Orientador(a): Dr. Spencer Barbosa da Silva

RESUMO

O objetivo desse trabalho é analisar clusters espaço-temporais em casos de pessoas que adquiriram dengue, independente se levou ao óbito, em todas as 853 cidades do estado de Minas Gerais em janeiro de 2008 até março de 2018. Espera-se com o resultado final, uma previsão dos casos de Abril de 2018 até Março de 2019 e na identificação de futuros clusters sobre casos de dengue próxima do valor real. A busca pelo resultado mais preciso seria de grande interesse para políticas de saúde pública, uma vez que, através da formação dos clusters, podemos estudar a frequência em que ocorre e qual região é mais significante, a fim de propor soluções na região encontrada e evitar que os números de pessoas com a doença cresça.

Palavras-chave: Dengue, Minas Gerais, Satscan, Sazonalidade, SARIMA, Previsão, Espaçotemporal, Clusters.

Prediction of dengue cases in the state of Minas Gerais by analysis of clusters and model SARIMA

Author: Matheus da Silva Secches

Advisor: Dr. Spencer Barbosa da Silva

### ABSTRACT

The objective of this study is to analyze space-time clusters in cases of people who acquired dengue, regardless of whether they died, in all the 853 cities in the state of Minas Gerais in January 2008 until March 2018. The final result is expected, a prediction of the cases from April 2018 to March 2019 and the identification of future clusters on cases of dengue fever close to the real value. The search for a more precise result would be of great interest for public health policies, since, through the formation of clusters, we can study the frequency in which it occurs and which region is more significant in order to propose solutions in the region found and avoid that the numbers of people with the disease grow.

Keywords: Dengue, Minas Gerais, Satscan, Seasonality, SARIMA, Forecast, Spatiotemporal, Clusters.

# Lista de figuras

1	Exemplo centróides do estado de Amazonas	p. 23
2	Exemplo cilindro espaço tempo	p. 24
3	Decomposição de uma série temporal	p. 26
4	Gráfico de uma série temporal diferenciada.	p. 28
5	Fluxograma da metodologia Box & Jenkins	p. 32
6	Exemplo modelo Arima $(1,1,1)$	p. 33
7	Exemplo modelo SARIMA no R	p. 35
8	Mapa Cluster Espaço-Temporal	p. 38
9	Mapa Cluster Espaço-Temporal	p. 43
10	Mapa com interseção	p. 44
11	Gráfico de resíduo	p. 48
12	Gráficos de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP)	p. 49
13	Análises dos resíduos de BH	p. 49
14	Previsão dos casos de dengue em BH	p. 50
15	Cluster com todos os dados reais	р. 51

# Lista de tabelas

1	Modelo ajustado para cada cidade identificada no cluster	p. 39
2	Análise de resíduos dos modelos ajustados	р. 45

# Lista de abreviaturas e siglas

DEEST - Departamento de Estatística

UFOP - Universidade Federal de Ouro Preto

AR - Auto Regressivo

MA - Média Móvel

ARMA - Auto Regressivo Médias Móveis

ARIMA - Auto Regressivo Integrado de Média Móvel

LLR - Log-Verossimilhança

RB - Ruído Branco

ADF - Teste Dickey-Fuller Aumentado

AIC - Critério de Akaike

FAC - Função de Autocorrelação

FACP - Função de Autocorrelação Parcial

SARIMA - Auto Regressivo Integrado de Média Móvel Sazonal

# Lista de símbolos

- $\mu$  Mi
- $\alpha$  Alfa
- $\epsilon$  Épsilon
- $\beta$  Beta
- $\delta$  Delta
- $\gamma$  Gama
- $\lambda$  Lambda
- $\varepsilon$  Sigma
- $\phi$  Fi
- $\tau$  Tau
- $\sum$  Somatório

# Sumário

1	Intr	rodução	p. 15
<b>2</b>	Ref	erencial Teórico	p. 18
3	Esta	atística Espacial	p. 20
	3.1	Dados espaciais	p. 20
	3.2	Cluster	p. 21
	3.3	Estatística Espaço-temporal	p. 22
4	Esta	atística Temporal	p. 26
	4.1	Estacionariedade	p. 26
	4.2	Teste de Dickey-Fuller Aumentado	p. 29
	4.3	Teste de Kruskal Wallis	p. 30
	4.4	Modelos Box & Jenkins	p. 31
		4.4.1 Modelos Estacionários	p. 31
		4.4.2 ARIMA	p. 33
		4.4.3 SARIMA	p. 34
	4.5	Identificação do Modelo	p. 35
		4.5.1 Critério de Akaike	p. 36
		4.5.2 Teste Ljung-Box	p. 36
5	Res	sultados e Discussões	p. 37
	5.1	Particularidades Metodológicas aplicadas	р. 37

	5.2 Avaliações Numéricas	p. 38
6	Considerações finais	p. 52
$\mathbf{R}$	eferências	p. 53
A	nexo A - Primeiro anexo	p. 55

# 1 Introdução

A dengue é uma doença viral onde o principal vetor da transmissão é o mosquito Aedes Aegypti, esse vírus possui até então cinco variações: DENV-1, DENV-2, DENV-3, DENV-4, e DENV-5 (BRíGIDO, 2006), todos apresentam os mesmos sintomas. Os principais sintomas da dengue são dores no corpo, dor de cabeça, febre alta, fraqueza, dor atrás dos olhos, perda de peso, náuseas, vômitos, entre outros, durando no máximo 10 dias, pode evoluir para quadros mais graves como hemorragia, com isso, o paciente pode apresentar convulsões e irritabilidade. Considerando o mundo todo, estima-se entre 50 a 100 milhões de casos por ano, onde aproximadamente 20 mil morrem (RIZZI, 2017).

O mosquito é de origem africana, sua primeira descrição foi feita no Egito (RITA, 2013), espalhando-se nas regiões tropicais e subtropicais desde o século XVI. Acredita-se que ele chegou aos outros continentes através das embarcações saídas da África recorrente ao transporte de negros, ampliando sua propagação para o mundo todo. O mosquito adapta em ambientes urbanos para a sua fase larval, graças aos vários reservatórios existentes.

O primeiro registro do mosquito no Brasil foi em 1898, e é comum em todos os estados do país. O inseto na fase adulta é de cor preta com listras e manchas brancas, e apenas as fêmeas transmitem a doença pois elas se alimentam por sangue, podendo colocar até 500 ovos e picar até 300 pessoas durante toda sua vida que dura cerca de 45 dias. O macho se alimenta apenas pelo néctar, por isso não tem risco de transmitir a doença. Como o transmissor possui hábitos diurnos, é comum a picada ocorrer na manhã e a tarde. O aedes aegypti também é responsável pela transmissão de outras doenças como a Zika, febre chikungunya, e febre amarela (DOS SANTOS, 2018).

Atualmente não existe uma vacina que proteja a população da dengue, o que pode ser feito é prevenir que o mosquito reproduza e diminua os casos gradativamente, o ciclo de vida deste inseto esta relacionado com a temperatura e concentração de chuvas, por conta disso no verão os casos aumentam devido ao aumento de chuvas em grande parte do país. Para uma luta eficiente contra o mosquito seria necessário a eliminação dos criadouros

e a utilização de venenos e inseticidas (SECRETARIA DE ESTADO DA SAÚDE, 2015). Há muitas propagandas do governo que dizem para não deixar água parada em lugares que o mosquito possa deixar seus ovos, além de não deixar a água acumular, jogar ela fora também não elimina os ovos, sendo necessária uma limpeza onde a água estava. Uma atitude simples que mesmo assim milhares de pessoas não se atentam para a gravidade que a situação pode virar.

Por isso a importância do estudo a seguir, como tem uma grande quantidade de casos que só aumentam em todo país, expandindo ainda mais durante os períodos chuvosos, e como o mosquito transmite outras doenças perigosas além da dengue, que são tão perigosas quanto e matam, sendo necessário uma previsão dos futuros casos para ver a eficiência do combate contra o mosquito. Só até março de 2019 em Belo Horizonte foram registrados mais de 7 mil casos, número que esse ano em específico, será maior que o comum. Neste estudo notou-se uma sazonalidade de 3 em 3 anos, ou seja, 2010 teve mais casos que o normal, seguido por 2013, 2016, e atualmente em 2019. Em estudos recente, até o mês de março de 2019, o número de casos de dengue prováveis em Minas Gerais é de 275000, só perdendo para os anos de 2013 (414719) e 2016 (519050) de acordo com os dados da Secretária de Estado e Saúde de Minas Gerais.

Cluster é um termo em inglês, traduzindo para o português significa "aglomerar". Nessa pesquisa mostra que a região central do estado de Minas Gerais é onde concentram os casos mais significativos de dengue, ou seja, o cluster nos mostra um conjunto de cidades no espaço determinado que ocorressem uma mudança não esperada em um padrão. Essa metodologia existe desde 1960 e ganha cada vez mais importância em análises de dados, reconhecimento de padrões, pesquisa de mercado, entre outras (TELES, 2018). Existem alguns tipos de cluster, os que identificam casos em um determinado espaço de tempo, conhecido como cluster temporal, pode ser identificado apenas em um local da área de estudo desejada, conhecida como cluster espacial, pode-se identificar os dois ao mesmo tempo, formando um cluster espaço-temporal, que é o caso do estudo a seguir, a análise foi composta por um banco de dados com os casos por município.

A metodologia da pesquisa se baseia em séries temporais, onde é fundamental que os dados observados sejam dados descritos em função do tempo, ou seja em segundos, minutos, dias, anos, semanas e etc. Pode-se aplicar em diversas áreas como finanças, marketing, demografia e muito mais. Dentre os modelos existentes em série temporais, nesse trabalho aborda-se o modelo SARIMA (BOX; JENKINS, 1976) onde podemos analisar com facilidade a presença de sazonalidade e fazer uma interpretação mais direta dos dados

encontrados.

A proposta deste trabalho é a de identificar futuros clusters, com um lag de tempo de 12 meses. Será utilizado para isso, o software SatScan, para identificação de clusters espaço-temporais prospectivos e as estratégias de ajuste para séries temporais sazonais SARIMA e não sazonais ARIMA.

Para isso, este trabalho será direcionado da seguinte forma: Inicialmente será abordada uma revisão bibliográfica enfocando alguns trabalhos que utilizam a estratégia de detecção de clusters e ajustes de séries temporais no capítulo 2; Posteriormente serão abordados os métodos de detecção de clusters espaciais e espaço temporais no capítulo 3; Em seguida serão abordadas a metodologias Box Jenkins no capítulo 4; No capítulo 5 serão abordadas as metodologias propostas em um conjunto de dados de casos de dengue no período de Janeiro de 2008 até Março de 2019 no estado de Minas Gerais e serão apresentados os resultados obtidos; Por fim as conclusões, considerações e propostas de continuidade são discutidas no capítulo 6.

### 2 Referencial Teórico

O objetivo central deste trabalho está na identificação de *clusters* e ajuste de um modelo não estacionário SARIMA para um banco de dados reais referentes à casos de dengue no estado de Minas Gerais.

Abordagens de detecção de clusters espaço-temporais são utilizados em diversas situações e, conjuntamente com estratégias de previsões de séries temporais são muito úteis em problemas do dia-a-dia.

Neste trabalho em específico, as variáveis utilizadas foram o número de casos registrado de pessoas com dengue por mês em cada cidade do estado de Minas Gerais. Com isso, o esperado é que os períodos com maiores casos registrados no tempo determinado seja o cluster espaço-temporal. Uma das preocupações mais relevantes da Vigilância de Saúde Pública é a detecção de clusters com a taxa de incidência alta em uma determinada região do espaço (TAVARES, 2013).

A importância de analisar os conflitos significativos na relação entre espaço e tempo na detecção de *clusters*, é observar que a tendência dos métodos perde a precisão na identificação espacial, para isso, basta minimizar o atraso temporal durante o procedimento (SILVA, 2010).

Muitos pesquisadores baseiam-se na LLR (razão de Log Verossimilhança) para apresentar diferentes métodos de detecção de *clusters*, de diferentes formas, seja ele com formato irregular, desconexos ou que necessitam de diversos testes estatísticos (KULLDORFF, 1997; SILVA, 2010).

Levando em consideração a análise do tempo do *cluster*, Lima e Duczmal (2014), avaliam que a detecção de uma mudança no tempo é correspondente a todos os dados do passado do banco, e que, em um determinado tempo que há uma mudança significativa, afirma que há evidências de que uma mudança importante tenha ocorrido.

Com uma variedade de técnicas para analisar um cluster espaço temporal, podemos

aplicar diferentes métodos para diferentes situações, e analisar o melhor deles para a solução de um problema, a fim de identificar a região mais significativa possível com características em comum dentro do mapa em estudo.

A abordagem de *clusters* feita neste trabalho, envolve regiões conexas, o que em muitos casos, a fim de identificar a região mais significativa possível, como candidata a *cluster*, acaba por incluir cidades que não apresentam casos ou mesmo poucos casos não relevantes.

Para outras abordagens de detecção, Kulldorff et al. (1998), Kulldorff (2001) focam em estudos de *clusters* espaço temporais que existam no ultimo período de investigação, conhecidos como *clusters* vivos.

Dentro do estudo de séries temporais Box & Jenkins (1976) propõem métodos utilizados para ajuste de modelos ARIMA (auto regressivos integrados de médias móveis), essas análises ignoram as relações que geraram as séries, e descrevem os processos a partir de uma variedade de séries com os previsores. Dentro dessa proposta, pelos modelos AR (auto regressivos), MA (médias móveis) e o ARMA (modelos auto regressivos e médias móveis) Box & Jenkins (1976) apresentam metodologias para construção de modelos de previsão.

Através da metodologia ARIMA, obtemos a previsão e identificação de futuros clusters espaços temporais, e Tavares (2013) utiliza o método Scan espacial para o mesmo, mas com objetivo central em obter os clusters mais significativos dentro de um conjunto de dados relacionado a dengue. Quando temos uma série que apresenta sazonalidade, como o caso de dengue que tem altos índices durante o verão, para removermos ela e deixar estacionária, aplica-se um modelo SARIMA afim de efetuar uma diferenciação sazonal.

# 3 Estatística Espacial

### 3.1 Dados espaciais

Em termos gerais podemos definir estatística espacial como uma análise de um estudo quantitativo de certo objetivo posicionado em determinado espaço. O interesse central é analisar os fenômenos dentro deste espaço e assim, descrever ou explicar o comportamento, tendências ou casos desses fenômenos, podendo também buscar alguma relação de um espaço com o outro. Os dados neste trabalho indicam os casos de dengue registrados em todo o estado de Minas Gerais, e assim, busca-se fazer uma inferência estatística no comportamento do nosso fenômeno.

Atualmente existem três tipos de fenômenos e relações espaciais:

- Discretos: São os fenômenos que pode-se contar como um número inteiro, e são representado por pontos, linhas e áreas. Por exemplo, pessoas, estabelecimentos, plantas.
- Contínuos: São os fenômenos que tem ênfase na continuidade dentro do espaço.
   Os fenômenos clássicos são os estudos ambientais, analisando temperatura, pressão atmosférica, mudança do solo ou da vegetação, e outros.
- Atributos: Os fenômenos discretos possuem características associadas diretamente a eles, podendo classifica-los como nominal, ordinal, e intervalar, por exemplo, casos de dengue, poluição d'água, espécies de planta, entre outros.

Vale ressaltar que, ignorando o espaço e considerarmos apenas os atributos, não é considerada uma análise espacial, mesmo que as unidades estejam espacialmente definidas. Portanto, para uma melhor metodologia de estudo, a importância das variáveis tem relação com o espaço que elas se encontram, sem o espaço os valores perdem significado.

Em análises de dados espaciais envolvem a descrição detalhada dos dados em um determinado espaço, busca um comportamento entre os padrões e relações dos dados, e o

porquê de tal comportamento. Sendo assim, temos três conceitos úteis para essas análises, são elas:

- Visualizar dados espaciais: O essencial nessa análise o próprio nome já diz, é a capacidade de enxergar qual a distribuição dos dados serem analisados. Gráfico de dispersão é uma ferramenta importante para compreender padrões espaciais, formular hipóteses, e testá-las.
- Explorar dados espaciais: Ênfase em realizar descrições dos dados, com o objetivo de desenvolver hipóteses referentes a tais dados. Os métodos exploratórios podem estar apresentados no formato de mapa ou gráficos.
- Modelar dados espaciais: É onde busca testar as hipóteses, ou estimar com a melhor precisão a extensão e formato que algumas relações acontecem e ajustar modelos.

Com um banco de dados e os três itens citados acima são possíveis visualizar os locais com maiores índices de anormalidade com fronteiras geográfica também chamada de *cluster*.

### 3.2 Cluster

O significado de *cluster* no inglês é "aglomerar" ou "aglomeração", é um conglomerado, conhecido como um conjunto dos dados seja ele município, bairros ou outros fatores geográficos dentro das condições em comum.

Citando como exemplo o caso de pessoas contaminadas com dengue em Minas Gerais, o *cluster* representa um círculo que contém um conjunto de regiões com maior número de casos do estado. No enfoque deste texto, conforme citado anteriormente, um cluster é um conjunto conexo de regiões, no qual existe uma quantidade discrepante de casos para o fenômeno de interesse, no caso deste trabalho casos de dengue.

Atualmente existem alguns programas específicos para análises de *cluster*, um deles é o *SatScan*, esse *software* permite importar o banco de dados, analisar o *cluster*, gerar no mapa, retornar a saída com os resultados, entre outras funções.

No SatScan, a análise dos dados é feita através do estudo de máxima verossimilhança (LLR) e foi proposto por Kulldorff e Nagarwalla (1995). A análise precisa de no mínimo, o número de casos e a população geográfica, podendo acrescentar localização, tempo e outras medidas para uma análise mais completa.

Com a análise completa, o *SatScan* auxilia em analisar o *cluster* espaço-temporal, onde considera a região geográfica junto com a parte temporal, complementando mais o estudo de estatística espacial.

### 3.3 Estatística Espaço-temporal

O próprio nome já diz, a estatística espaço-temporal proposta por Kulldorff et al. (1998) apresenta os mesmos princípios da estatística espacial, e acrescenta os dados do tempo para consideração dos estudos, seja o tempo medido em minutos, horas, dias, semanas, meses ou anos.

Considerando os casos de indivíduos contaminados com o vírus da dengue no estado de Minas Gerais, através de análise espaço-temporal, pode-se saber a localização de onde ocorreu o maior índice de casos e o tempo em que isso ocorreu, ou onde teve o maior índice em um determinado intervalo do tempo total coletado. Sendo assim, o estudo apresenta um aumento nas taxas durante o verão nos períodos chuvosos, e uma diminuição nos climas mais frios do ano, com altos picos de três em três anos.

Outra vantagem da estatística temporal é poder fazer análise de predição, onde permite prevenir futuros casos, e com isso achar uma melhor solução para diminuir o problema em estudo.

O foco na abordagem espaço tempo neste trabalho está voltado no interesse se os casos de dengue estão distribuídos de forma aleatória no estado, como se comportam os casos com o passar dos anos, se existe uma região com valor discrepante no mapa. Em outras palavras, objetiva-se testar:

 $\left\{ \begin{array}{l} H_0: \mbox{N\~{a}o existe } \textit{clusters} \mbox{ no mapa no intervalo de tempo entre 1 e } n, \\ H_a: \mbox{Existe algum } \textit{clusters} \mbox{ no mapa no intervalo de tempo entre 1 e } n. \end{array} \right.$ 

Considerando  $\mathcal{D}_n = \{X_1, ..., X_n\}$  o conjunto de dados acumulados no instante n, supõe-se que nas L áreas em estudo a população nos n instantes de investigação, dados por  $p_{t,\ell}; t \in \{1, ..., n\}$  e  $\ell \in \{1, ..., L\}$  e seja  $X_t(s_\ell)$  o número de casos ocorridos para o fenômeno de interesse, no caso deste trabalho trata-se dos casos de pessoas com dengue no estado de Minas Gerais (área  $\ell$ ) no mês t.

A cada tempo discreto  $t \geq 1$  tem-se o vetor L-variado  $X_t = (X_t(s_1), X_t(s_2), ..., X_t(s_L))'$ , em que  $X_t(s_\ell)$  é o valor de interesse, que tenha sido observado na  $\ell$ -ésima área. Seja  $\xi$  um subconjunto próximo de localizações espaciais em  $\mathcal{S}$  e defina  $\xi$  alguma zona dentro do

espaço do mapa S em estudo, no caso, o estado de Minas Gerais. Na figura abaixo tem-se um exemplo, todos os municípios representados por centróides do estado de Amazonas.

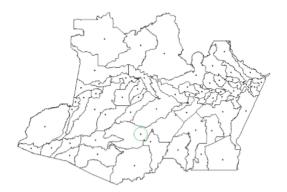


Figura 1: Exemplo centróides do estado de Amazonas.

Assim, a estatística Scan espaço-temporal partindo do teste da razão de verossimilhança fica:

$$LR(\xi^{k_a,k_b}) = \begin{cases} I(\xi^{k_a,k_b})^{c(\xi^{k_a,k_b})} O(\xi^{k_a,k_b})^{C^{k_a,k_b}-c(\xi^{k_a,k_b})}, & \text{se } I(\xi^{k_a,k_b}) > 1; \\ 1, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

em que  $c(\xi^{k_a,k_b})$  é a soma dos casos dentro da área de estudo  $\xi$  no intervalo de tempo  $[k_a,k_b]$ , ou seja, o número de casos identificados no cilindro pela área analisada e tempo em estudo $\xi^{k_a,k_b}$  definido pela expressão:

$$c(\xi^{k_a,k_b}) = \sum_{t=k_a}^{k_b} \sum_{\ell: A_{\ell} \in \xi} X_t(s_{\ell}).$$

 $C^{k_a,k_b} - c(\xi^{k_a,k_b})$  representa o total de casos identificados fora do cilindro  $\xi^{k_a,k_b}$  no intervalo de tempo  $[k_a,k_b]$ , representado por:

$$C^{k_a,k_b} - c(\xi^{k_a,k_b}) = \sum_{t=k_a}^{k_b} \sum_{\ell;A_\ell \notin \xi} X_t(s_\ell).$$

A Figura abaixo ilustra um possível cilindro em um mapa em estudo, no caso o mapa de Minas Gerais e seus 853 municípios.

O termos  $I(\xi^{k_a,k_b})$  representa o risco relativo dentro do cilindro e  $O(\xi^{k_a,k_b})$  representa

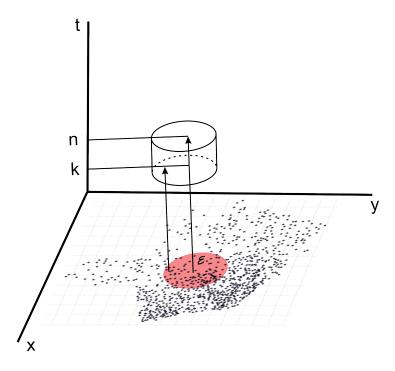


Figura 2: Exemplo cilindro espaço tempo.

o risco fora do cilindro formado pela área  $\xi$  no intervalo de tempo  $[k_a, k_b]$ . O clusters mais verossímil, dado por  $\hat{\xi}^{k_a^*, k_b^*}$ , será algum cilindro com  $k_a^* \geq 1$  e  $k_b^* \leq n$ , tal que  $LR(\hat{\xi}^{k_a^*, k_b^*})$  é máximo da função LR(.). Seja  $\mathcal{C}$  o estudo de todos os conjuntos de cilindros a serem investigados, tem-se,  $LR(\hat{\xi}^{k_a^*, k_b^*}) \geq L(\xi^{k_a, k_b})$ ,  $\forall \xi$  entre as áreas de estudo no intervalo de tempo  $[k_a, k_b]$ . Usando essas informações, a estatística de teste fica definida por:

$$\Lambda = \max_{\xi^{k_a, k_b} \in \mathcal{C}} LR(\xi^{k_a, k_b})$$

 $\hat{\xi}^{k_a^*,k_b^*}$  fica definido por arg max LR(.), restrito aos casos do conjunto  $\mathcal{C}$ .

As análises computacionais utilizados nesse trabalho foram feitas no *software* disponível gratuitamente *online*, *SatScan*, neste programa utiliza o método Scan para encontrar *clusters* espaciais, ou espaço temporais, no caso deste trabalho o foco está voltado no espaço tempo.

O plano deste programa é estudar somente através de cilindros com comprimento máximo de [0, 1xn; n] do tempo total de investigação, a base é definida pelas zonas espaciais conjuntas na avaliação, essa abordagem é dita prospectiva.

A distribuição dos dados não é conhecida para a proposta da estatística de teste, por isso utiliza-se o método Monte Carlo para obter o p-valor através de uma aproximação

da distribuição, ou seja, uma solução  $\hat{\xi}^{k_a^*,k_b^*}$  significativa ao nível  $\alpha$  para obter estimativas do p-valor.

# 4 Estatística Temporal

### 4.1 Estacionariedade

Uma suposição comum em técnicas de série temporal é a estacionariedade dos dados, em outras palavras, o tempo não interfere na média, variância e estrutura de auto correlação. Uma série temporal estacionária desenvolve no determinado tempo de estudo, ao redor de uma média constante, mostrando um equilíbrio estável. Porém, é na maioria das práticas trabalhadas que as séries apresentam um tipo de não estacionariedade.

É comum uma série temporal ser decomposta em quatro componentes: Tendência, Sazonalidade, Ciclo e Aleatório, como pode ser vista na figura abaixo.

#### Decomposição de uma série temporal aditiva

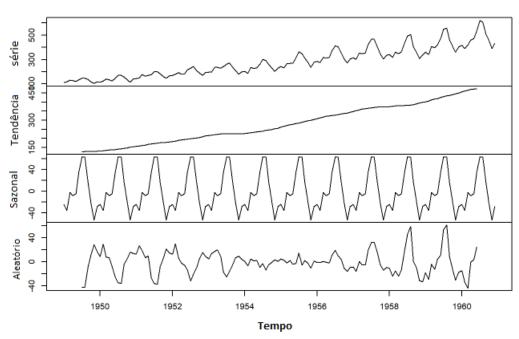


Figura 3: Decomposição de uma série temporal.

Uma série que não apresenta Tendência e Sazonalidade, para ajustar é mais fácil na

identificação do modelo que melhor se adeque aos dados temporais.

Diante de diversos modelos utilizados para o ajuste de dados em séries temporais, uma suposição é a que o processo estocástico seja um processo estacionário, ou seja, como já descrito, o conjunto dos dados devem estar em torno de uma média e variância constantes.

Segundo Morettin e Toloi (2006) existem duas formas de estacionariedade, a fraca e a forte. A fraca é uma série mais ampla, de segunda ordem. A forte é uma série mais estrita.

**Definição 1.** Um processo estocástico  $Z = \{Z(t), t \in T\}$  é chamado de fortemente estacionário quando todas as distribuições finitas permanecerem as mesmas sob translações no tempo, ou seja,

$$(z_1,...,z_n;t_1+\tau,...,t_n+\tau)=F(z_1,...,z_n;t_1,...,t_n)$$

para quaisquer  $t_1, ..., t_n, \tau$  de T.

**Definição 2.** Um processo estocástico  $Z = \{Z(t), t \in T\}$  é chamado de fracamente estacionário, se satisfazer as seguintes propriedades:

- $E\{Z(t)\} = \mu(t)$ , constante, para todo  $t \in T$ ;
- $E\{Z^2(t)\} < \infty$ , para todo  $t \in T$ ;
- $\gamma(t_1, t_2) = Cov\{Z(t_1), Z(t_2)\}$  é uma função de  $|t_1 t_2|$ .

A primeira medida a ser tomada na tarefa de identificação de um modelo de série temporal para o conjunto de dados é a de, através de uma análise visual do gráfico, verificar a presença das componentes de Tendência e Sazonalidade. Existem testes não paramétricos para identificar a existência de cada componente, mas justamente por sua alta correlação devem ser usados com muita atenção.

Os testes usados neste trabalho serão os testes de Dickey-Fuller e o Teste de Kruskall Wallis para identificar a presença de Tendência e de Sazonalidade, no conjunto de dados temporais relativos aos casos de dengue no estado de Minas Gerais.

Após identificar que uma série não é estacionária, existem diversas técnicas para transformá-la em uma série estacionária, a mais simples delas consiste em diferenciar os dados, ou seja, dada a série  $Z_t$ , construímos uma nova série  $Y_t$  dada por:

$$Y_t = Z_t - Z_{t-1}$$
.

A figura 3 exemplifica gráficos de séries não estacionários e que após a diferenciação se tornaram estacionárias.

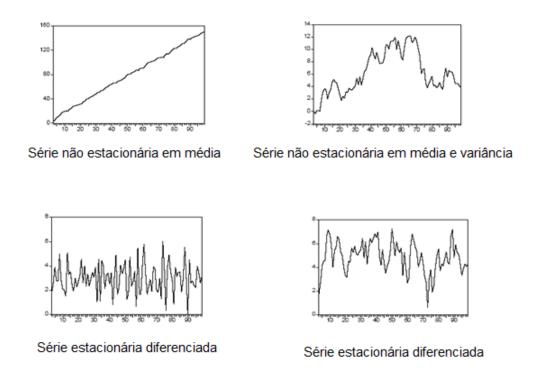


Figura 4: Gráfico de uma série temporal diferenciada.

Os dados diferenciados perderão um dos pontos iniciais, e caso seja necessário, a série poderá ser diferenciada mais de uma vez. Se os dados tiverem uma tendência, podemos ajustar algum tipo de curva aos dados e depois então modelar os resíduos daquele ajuste. Para estabilizar a variância das observações é usual utilizar alguma transformação como por exemplo tomar o logaritmo no conjunto de dados ou mesmo a transformação proposta por Box e Cox (1964) dada por:

$$Z_t^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{Z_t^{\lambda} - c}{\lambda}, & \lambda = 0\\ log Z_t & \lambda \neq 0 \end{cases}$$
 (4.1)

em que  $\lambda$  e c são parâmetros a serem estimados.

Um importante exemplo de um processo estacionário é o ruído branco (RB), definido como uma sequência de variáveis aleatórias iid  $\{\varepsilon_t\}$ . O RB, por definição, tem distribuição normal com média zero e variância  $\sigma_{\varepsilon_t}^2$ .

### 4.2 Teste de Dickey-Fuller Aumentado

O teste Dickey-Fuller Aumentado é também conhecido como teste ADF (Augmented Dickey-Fuller), usado em estatística e em econometria, compõe apenas das raízes unitárias em séries temporais e é aplicada em modelos mais complicados. O resultado do teste é um número negativo, e quanto menor esse número, mais indicativo temos para rejeitar a hipótese nula de que existe raiz unitária na série.

Dickey e Fuller (1974) apresentam o teste para verificar se a série é estacionaria, através do estudo sobre as raízes dos operadores retardos (modelos auto regressivos) dentro de um círculo de raio um. Já a raiz unitária em modelos ARMA (auto regressivos e de médias móveis), quando apresentam pelo menos uma raiz sobre o círculo unitário no polinômio autorregressivo, é um problema, pois o polinômio característico com o modelo sugerido vai apresentar pelo menos uma raiz fora do raio do circulo.

A citação desse problema tem importância, pois na identificação do modelo ajustado para o conjunto de dados temporais, auxilia nas quantidades de diferenças a serem feitas para tornar a série estacionaria.

O teste ADF apresenta as seguintes hipóteses:

 $\left\{ \begin{array}{l} H_0: \ \, \text{Existe pelo menos uma raiz dentro do círculo unitário,} \\ H_a: \ \, \text{Não existem raízes dentro do círculo unitário.} \end{array} \right.$ 

Pela amostra  $y_1, y_2, ..., y_n$  o teste ADF é obtido através da estatística do estimador de mínimos quadrados:

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^{n} y_{t-1} y_t}{\sum_{t=2}^{n} y_{t-1}^2}$$

Assim a proposta do teste ADF será:

$$\hat{\tau} = \frac{\hat{\phi} - 1}{s(\hat{\phi})}$$

em que

$$s(\hat{\phi}) = \frac{S}{\sqrt{\sum_{t=2}^{n} y_{t-1}^2}}$$

е

$$S^{2} = \frac{S}{\left[\sum_{t=2}^{n} (y_{t} - \hat{\phi}y_{t-1})\right]^{2}}$$

em que  $\hat{\phi}$  é o estimador de mínimos quadrados,  $s(\hat{\phi})$  o erro padrão  $\hat{\phi}$  e  $S^2$  é o estimador de  $\sigma^2$ .

O teste no *software* R está na função ur.df, do pacote urca, levando em conta um nível de significância de 5%.

### 4.3 Teste de Kruskal Wallis

Uma dificuldade em Estatística Experimental não paramétrica é obter resultados confiáveis. O método mais usado segundo Pontes (2000) para delineamento com um fator de classificação simples inteiramente de casualizações é o teste de Kruskal-Wallis.

É comum em pesquisas a comparação de dois tratamentos sem a utilização do controle local, em paralelo, atribui-se postos às variáveis, independente de qual tratamento seja, afim de descobrir se as amostras (de tamanhos iguais ou não) originam da mesma distribuição. Vale lembrar que por ser um método não paramétrico, o teste não assume uma distribuição normal dos resíduos.

 $\left\{ \begin{array}{l} H_0: \ \mbox{N\~{a}o existe diferença entre os efeitos} \\ H_a: \ \mbox{Existe diferença entre os efeitos}. \end{array} \right.$ 

A estatística de teste é dada por:

$$H = \frac{\frac{12}{N(N+1)} \sum_{i=1}^{k} n_i \left( Ri - \frac{N+1}{2} \right)^2}{1 - \frac{\sum_{j=1}^{\alpha} t_j^3 - t_j}{N^3 - N}}$$

ou seja

$$H = \frac{\left(\frac{12}{N(N+1)} \sum_{i=1}^{k} \frac{R_i^2}{n_i}\right) - 3(N+1)}{1 - \frac{\sum_{j=1}^{\alpha} t_j^3 - t_j}{N^3 - N}}$$

Com isso tem-se os valores críticos referentes ao nível de significância fixado  $Q_{\alpha}$ , no caso 5%, e caso o valor de  $H_0$  seja maior, rejeita-se a hipótese nula de que as amostras provém de populações igualmente distribuídas.

O P-valor é calculado como: P-valor =  $P[\chi_{k-1}^2 \ge H \mid H_0]$ 

Um teste significante de Kruskal-Wallis indica que pelo menos uma amostra domina de maneira estocástica outra amostra, porém, ele não identifica onde, nem para quantos pares de grupos está essa dominância.

Usando software R, para realizar o teste de Kruskal-Wallis referente aos casos de dengue no estado de Minas Gerais, utiliza-se a função kruskal.test do pacote stats com nível de 5% de significância.

### 4.4 Modelos Box & Jenkins

Box-Jenkins apresenta uma metodologia para fazer uma previsão de séries temporais, baseadas no ajuste de modelos ARIMA. O objetivo dessa metodologia é ajustar uma série temporal capaz de descrever o comportamento da série e calcular a previsão desejada com os resíduos dos dados mais próximos possível de zero, este modelo pode ser estacionário ou não, e conta com a combinação de três componentes:

- AR (componente auto regressivo);
- I (Filtro de integração);
- MA (médias moveis).

Estes estão baseados em quatro fases:

- Identificar se o modelo é estacionário ou não estacionário;
- Estimar os parâmetros do modelo;
- Analisar os resíduos e utilizar um critério de adequação para verificar o modelo ajustado;
- Utilizar o modelo mais adequado para fazer a previsão da série.

#### 4.4.1 Modelos Estacionários

No estudo de séries temporais, considerando uma série estacionaria, pode-se dizer que os modelos pertencem a família ARMA (auto regressivos-médias-móveis) que subdivide em outros dois modelos, AR (auto regressivo) e MA (médias-móveis). Morettin e Toloi (2006) definem que os modelos estacionários, partindo de que  $X_t$  seja um processo com média 0, variância  $\sigma^2$  e puramente aleatório, como:

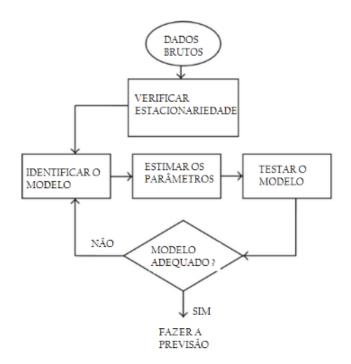


Figura 5: Fluxograma da metodologia Box & Jenkins

**Definição 3.** Um processo  $Y_t$ , quando estacionário, é conhecido como auto regressivo de ordem p, se:

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \ldots + \phi_n Y_{t-n} + \varepsilon_t$$

em que  $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{\varepsilon_t}^2)$ .

O modelo é auto-regressivo pois a série  $Y_t$  no instante t depende dos Y's nos instantes anteriores a t. Será usado  $\mu = 0$ , a menos que se faça menção em contrário.

**Definição 4.** Um processo  $Y_t$  quando estacionário, é conhecido como médias móveis de ordem q, se:

$$Y_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \ldots + \theta_a \varepsilon_{t-a}$$

em que  $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{\varepsilon_t}^2)$ .

A razão do modelo MA se deve ao fato de que a série  $Z_t$  ponderada dos  $\varepsilon_t$ , se movem ao longo do tempo.

**Definição 5.** Combinando os modelos AR e MA tem-se uma representação mais relevante com um número menor de parâmetros. O modelo ARMA(p, q) é dado por:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \ldots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \ldots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

em que  $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{\varepsilon_t}^2)$ .

#### 4.4.2 ARIMA

A proposta de Box & Jenkins foca em modelos não estacionário ARIMA (p, d, q), em que temos uma série  $Y_t$  com valores finitos para realizar as diferenças d, para tornar a série estacionária, representada por:  $W_t = \nabla^d Y_t$ , para o caso de uma série não estacionária, que é a proposta deste trabalho.

**Definição 6.** O processo ARIMA(p,d,q) é o processo dado por:  $W_t = \phi_1 Y_{t-1} + \ldots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \ldots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$  em que temos que  $W_t = \nabla^d Y_t$ .

Após executar a identificação do modelo mais adequado para o ajuste da série, deve-se levar em conta, além de minimizar os valores do critério de informação de Akaike (AIC), abordado posteriormente, o princípio da parcimônia, ou seja, o modelo mais adequado deve possuir a menor quantidade possível de parâmetros a serem estimados, isto é, caso dois modelos se ajustem bem a série  $Y_t$ , a prioridade é o que tem o menor número de parâmetros p, d, q.

A análise temporal realizada neste trabalho foi feita no software R a partir do pacote forecast, com as funções acf e pacf que representam as funções de auto correlações e auto correlações parciais. Foi utilizada também a função auto.arima a fim de identificar o modelo ARIMA no conjunto de dados temporais de casos de dengue no estado de Minas Gerais.

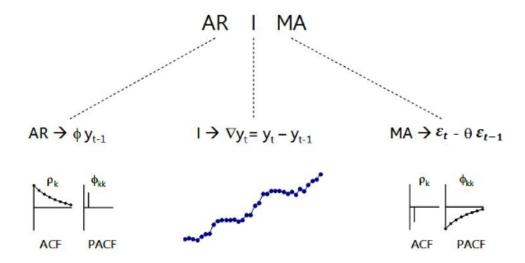


Figura 6: Exemplo modelo Arima(1,1,1)

#### 4.4.3 **SARIMA**

Em séries temporais, a função que estiver oscilando dentro de um intervalo fixo tende a ser estacionária, tem séries que podem ser não estacionárias, mas sem sazonalidade, neste caso podemos utilizar modelos ARMA ou ARIMA.

Há um procedimento chamado de ajustamento sazonal, que consiste de um processo onde se remove a sazonalidade do conjunto de dados, resultando uma série temporal ajustada sazonalmente, esse método é muito utilizado a fim de fazer inferência. Caso o interesse do estudo esteja em fazer previsões, a sazonalidade é tão importante quanto qualquer outra característica dos dados e não deve ser ignorada, para isso utiliza-se o modelo SARIMA.

Os modelos SARIMA podem ser representados por uma notação complementar à notação utilizada para modelos ARIMA (p,d,q). A representação consiste na inclusão do modelo ajustado para a parte sazonal no modelo ARIMA, acrescido do período de sazonalidade, conforme exemplo abaixo.

- Notação: SARIMA  $(0,0,0)(1,0,0)_{12}$   $Y_t = \alpha + \phi_{12}Y_{t-12} + e_t$ .
- Notação: SARIMA  $(0,0,0)(0,0,1)_{12}$   $Y_t = \alpha + \phi_{12}e_{t-12} + e_t$
- Generalizando: SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)<sub>s</sub>
- P Número de termos auto regressivos sazonais (defasagem no lado direito da equação)
- d Número de diferenças sazonais
- q Número de médias móveis sazonais (erros defasados no lado direito da equação)
- s Ciclo sazonal

Na prática, temos séries não estacionárias que apresentam comportamentos cíclicos ou periódicos, por exemplo, um ganho trimestral com uma ação, safras agrícolas, clima, entre outros casos. Chamaremos esta situação como componente sazonal, onde são feitas observações intra-anuais para a série que deseja analisar, ou seja, podem-se registrar os dados mensalmente, trimestralmente, semestralmente, por exemplo. Esse tipo de série é conhecido como série temporal sazonal, cuja análise deve focar em três tópicos:

• Tendência: Se a série é crescente ou decrescente durante o período amostral;

- Variância: Observar a distância entre o tempo de sazonalidade caso o tempo entre um pico e outro aumente, isso indica aumento na variância. O contrário ocorre quando essa distância diminui;
- Sazonalidade: Verificação do comportamento sazonal da série.

Levando em consideração este trabalho, os casos de dengue no Brasil, em geral, é uma série sazonal, pois tem os maiores casos durante um intervalo de tempo dentro de um ano, por exemplo, no verão. Esse fator já nos indica a sazonalidade na série, e, além disso, há uma sazonalidade de três em três anos, onde os casos de dengue aumentam drasticamente em relação aos dois anos anteriores.

No *software* R, utilizando o pacote *forecast*, pode-se ajustar uma série através da função auto.arima, na qual o R sugere um modelo, conforme figura abaixo, com menor AIC.

Figura 7: Exemplo modelo SARIMA no R

O modelo sugerido acima é o SARIMA (1,0,1)(1,1,0) levando em conta o período de sazonalidade de 36 meses, para os casos de dengue na cidade de Belo Horizonte.

### 4.5 Identificação do Modelo

Nesta seção serão abordados as condições pressupostas para identificação de um modelo que aproxime de forma mais verossímil da realidade, ou seja, que possa explicar o fenômeno sob estudo, minimizando os erros.

Na etapa de ajuste de um modelo, o critério de (AKAIKE, 1973) é um dos possíveis instrumentos à serem levados em conta, além disso, são necessárias as verificações sobre as suposições feitas a respeito dos resíduos da série estudada, como independência, normalidade e variância constante, ou seja, de que ele é um ruído branco (RB).

### 4.5.1 Critério de Akaike

Para validar se o modelo utilizado é adequado, o ponto de partida é a verificação da medida de penalização proposta por (AKAIKE, 1973), representado pela sigla (AIC), na qual leva em conta que o viés é dado assintoticamente por p, em que p é o número de parâmetros à serem estimados no modelo temporal, definindo sua proposta por:

$$AIC = T.\ln\hat{\sigma_{\varepsilon}^2} + 2p$$

onde p representa a quantidade de parâmetros que tem no modelo.

Normalmente o critério (AIC) costuma aumentar drasticamente o número de parâmetros do modelo, para isso, utiliza-se o critério (AIC) corrigido, cuja fórmula é :

$$AICC = T.ln\hat{\sigma_{\varepsilon}^{2}} + \frac{T.(1 + \frac{p}{T})}{1 - \frac{(p+2)}{T}}.$$

### 4.5.2 Teste Ljung-Box

É uma estatística de teste proposta por Ljung e Box (1978), tem como finalidade testar se os dados da série em questão ao longo do tempo, são aleatórios e independentes, em outras palavras, se as auto correlações até certo lag são iguais à zero. Esta suposição é verificada sobre os resíduos da série depois de ajusta-la a um modelo ARIMA(p,d;q)

Em outras palavras, o teste Ljung-Box verifica as hipóteses:

 $\left\{ \begin{array}{l} H_0: \ {\rm Os\ res\'iduos\ s\~ao\ i.i.d.} \\ H_a: \ {\rm Os\ res\'iduos\ n\~ao\ s\~ao\ i.i.d.} \end{array} \right.$ 

Com uma amostra  $y_1, y_2, ..., y_n$  da população, a fórmula da estatística de teste é :

$$Q = n.(n+2).\sum_{k=1}^{m} \frac{r_k^2}{n-k}$$

em que  $r_k^2$  é a autocorrelação amostral da série no  $lag\ k$  e m é o número de lags que estão sendo testados.

Ao realizar o teste Ljung-Box no *software* R foi considerado o nível de significância de 5%, sendo o teste feito pela função Box.test, do pacote stats.

## 5 Resultados e Discussões

## 5.1 Particularidades Metodológicas aplicadas

Para a realização deste trabalho, utilizou-se o banco de dados do DATASUS contendo os casos de dengue em todos os 853 municípios de Minas Gerais por mês, no período de Janeiro de 2008 até março de 2019, contabilizando 345.465 dados totais, ou seja, uma coluna contendo o número de casos, outra o tempo, e na última a identificação da cidade.

Com o banco de dados ajustado, usou-se o software SatScan versão v9.6 para a identificação de *clusters* no estado de Minas Gerais, considerando os períodos de tempo em estudo ano a ano, bem como todo o intervalo temporal do benchmark.

Foram feitas um total de quinze análises, doze de ano por ano (2008 até 2019), uma contendo todos os casos, uma de 2008 até março de 2018, e uma contendo todos os anos com os últimos 12 meses alterados pela previsão das 109 cidades.

Como casos de dengue durante o ano apresenta uma série não estacionária com sazonalidade, o modelo mais adequado identificado foi o SARIMA, já que a doença sabidamente apresenta um surto maior no final e começo de ano, devido a maior quantidade de chuvas que, junto com o calor, favorece a proliferação do mosquito.

O foco deste trabalho baseou-se no estudo do comportamento da série temporal levando em conta o período sazonal de 36 meses, período este que, por diversas razões, boa parte delas climáticas, o número de casos de dengue apresenta um enorme surto, fato observado a partir do ano de 2010.

Com o modelo proposto, foi ajustada uma previsão no software Rstudio versão 1.1.463 junto com o pacote forecast, para cada município identificado no *cluster* primário contendo todos os dados, e com esse ajuste, encontrou-se outro *cluster* contendo 67 municípios, diminuindo assim 42 cidades, do *cluster* identificado anteriormente.

Após encontrar os modelos das 109 cidades do *cluster* principal, utilizou-se o critério

de Akaike (AIC), teste ADF e Kruskal-Wallis, para verificar se os ajustes encontrados são adequados. Uma análise dos resíduos no estudo é necessária para confirmar a qualidade desses ajustes.

## 5.2 Avaliações Numéricas

Aqui serão apresentado os resultados estatísticos obtidos pelas análises de séries temporais sobre os dados em estudo. A quantidade de pessoas infectadas em um município com o vírus da dengue no estado de Minas Gerais foram obtidos a partir de Janeiro do ano de 2008 até março de 2019 no site DATASUS, para fins acadêmicos.

Com o mapa gerado no *software* R e as análises feitas pelo *software SatScan*, referente aos dados reais de janeiro de 2008 até março de 2018, foi obtido um *cluster* prospectivo iniciado em Março de 2013.

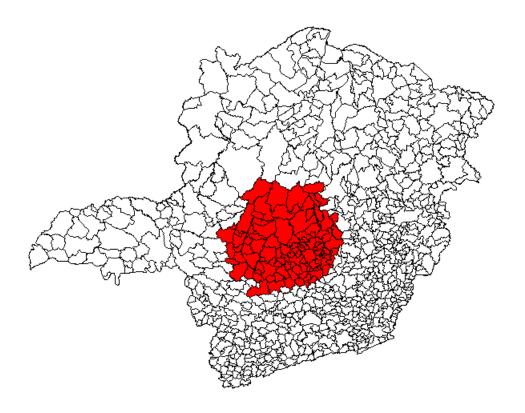


Figura 8: Mapa Cluster Espaço-Temporal.

O refererido *cluster* é composto por um total de 109 municípios, representados na figura 7 sendo eles: Abaeté, Araçaí, Arapuá, Araújos, Arcos, Augusto de Lima, Baldim,

Bambuí, Belo Horizonte, Betim, Biquinhas, Bom Despacho, Bonfim, Brumadinho, Cachoeira da Prata, Caetanópolis, Campos Altos, Capim Branco, Carmo do Cajuru, Cedro do Abaeté, Cláudio, Conceição do Pará, Confins, Congonhas do Norte, Contagem, Cordisburgo, Corinto, Córrego Danta, Crucilândia, Curvelo, Divinópolis, Dores do Indaiá, Esmeraldas, Estrela do Indaiá, Felixlândia, Florestal, Formiga, Fortuna de Minas, Funilândia, Ibirité, Igarapé, Igaratinga, Iguatama, Inhaúma, Inimutaba, Itaguara, Itapecerica, Itatiaiucu, Itaúna, Jaboticatubas, Japaraíba, Jequitibá, Juatuba, Lagoa da Prata, Lagoa Santa, Leandro Ferreira, Luz, Maravilhas, Mário Campos, Martinho Campos, Mateus Leme, Matozinhos, Matutina, Moema, Monjolos, Morada Nova de Minas, Morro da Garça, Nova Lima, Nova Serrana, Onça de Pitangui, Paineiras, Papagaios, Pará de Minas, Paraopeba, Pedra do Indaiá, Pedro Leopoldo, Pequi, Perdigão, Pitangui, Pompéu, Presidente Juscelino, Prudente de Morais, Quartel Geral, Raposos, Ribeirão das Neves, Rio Manso, Rio Paranaíba, Sabará, Santa Luzia, Santa Rosa da Serra, Santana de Pirapama, Santana do Riacho, Santo Antônio do Monte, Santo Hipólito, São Gonçalo do Abaeté, Ubá, São Gotardo, São Joaquim de Bicas, São José da Lapa, São José da Varginha, São Sebastião do Oeste, Sarzedo, Serra da Saudade, Sete Lagoas, Tapiraí, Taquaraçu de Minas, Tiros, Três Marias, Vespasiano.

Por meio de uma série temporal em questão, para cada município citado acima, contido no *cluster*, foram ajustados modelos de séries temporais ARIMA e SARIMA conforme tabela 1, que melhor se adequaram ao conjunto de dados no período de estudo, usando como referência para escolha do modelo o critério de Akaike.

Tabela 1: Modelo ajustado para cada cidade identificada no cluster.

Cidade Modelo ajustado		AIC
Abaeté	ARIMA(5,0,0)(1,0,1)[36]	1222.34
Araçaí	ARIMA(0,0,2)(1,0,0)[36]	904.14
Arapuá	ARIMA(1,0,0)	381.15
Araújos	ARIMA(0,0,2)	1051.73
Arcos	ARIMA(0,0,3)(1,0,0)[36]	1456.73
Augusto de Lima	ARIMA(1,0,1)	965.8
Baldim	ARIMA(2,0,0)(0,1,0)[36]	699.32
Bambuí	ARIMA(2,0,0)	1184.11
BeloHorizonte	ARIMA(1,0,1)(1,1,0)[36]	1713.67
	Continuação na próxim	a página

Tabela 1 – continuação da página anterior

Cidade	Modelo ajustado	AIC
Betim	ARIMA(0,0,2)(0,1,0)[36]	1485
Biquinhas	ARIMA(0,0,1)	689.5
Bom Despacho	ARIMA(0,0,3)(1,0,0)[36]	1529.06
Bonfim	ARIMA(0,1,2)	584.21
Brumadinho	ARIMA(1,0,2)(0,0,1)[36]	1266.7
Cachoeira da Prata	ARIMA(0,0,1)(0,0,1)[36]	937.02
Caetanópolis	ARIMA(0,0,2)(1,1,1)[36]	722.61
Campos Altos	ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[36]	514.27
Capim Branco	ARIMA(0,0,4)(0,0,1)[36]	1079.38
Carmo do Cajuru	ARIMA(0,0,2)	1067.9
Cedro do Abaeté	ARIMA(0,0,2)	263.4
Cláudio	ARIMA(1,0,1)	1474.22
Conceição do Pará	ARIMA(1,0,0)(1,1,1)[36]	621.16
Confins	ARIMA(1,0,0)	957.06
Congonhas do Norte	ARIMA(0,0,0)	-240.84
Contagem	ARIMA(0,0,2)(0,1,0)[36]	1436.79
Cordisburgo	ARIMA(1,0,1)	892.01
Corinto	ARIMA(0,0,2)(0,0,1)[36]	1531.53
Córrego Danta	ARIMA(0,0,2)	290.34
Crucilândia	ARIMA(1,0,0)	651.42
Curvelo	ARIMA(0,0,2)	1662.37
Divinópolis	ARIMA(3,0,0)(0,1,0)[36]	1249.82
Dores do Indaiá	ARIMA(2,0,2)	1120.71
Esmeraldas	ARIMA(2,0,0)	1475.21
Estrela do Indaiá	ARIMA(1,1,1)	675.59
Felixlândia	ARIMA(1,0,1)	1247.74
Florestal	ARIMA(0,0,2)	843.77
Formiga	ARIMA(0,0,3)(1,0,0)[36]	1533.78
Fortuna de Minas	ARIMA(1,0,2)(1,0,1)[36]	735.97
Funilândia	ARIMA(1,0,0)	780.7
Ibirité	ARIMA(2,0,1)(0,0,1)[36]	1675.27
Igarapé	ARIMA(1,0,0)(0,0,1)[36]	1451.87
	Continuação na próxim	a página

Tabela 1 – continuação da página anterior

Cidade	Modelo ajustado	AIC
Igaratinga	ARIMA(0,0,2)(0,0,1)[36]	1178.57
Iguatama	ARIMA(1,0,0)	1244.13
Inhaúma	ARIMA(0,0,2)	1106.77
Inimutaba	ARIMA(1,0,1)(1,0,1)[36]	1138.49
Itaguara	ARIMA(0,0,3)	1122.76
Itapecerica	ARIMA(0,0,2)(0,0,1)[36]	1124.28
Itatiaiuçu	ARIMA(2,0,0)	882.51
Itaúna	ARIMA(0,0,2)	1671.73
Jaboticatubas	ARIMA(0,0,2)(0,0,1)[36]	1046.03
Japaraíba	ARIMA(1,0,1)(1,0,0)[36]	930.84
Jequitibá	ARIMA(0,0,2)(0,0,1)[36]	916.23
Juatuba	ARIMA(0,0,3)	1360.97
Lagoa da Prata	ARIMA(1,0,2)(1,0,0)[36]	1247.97
Lagoa Santa	ARIMA(1,0,1)(0,0,1)[36]	1523.34
Leandro Ferreira	ARIMA(0,0,1)(0,1,0)[36]	375.75
Luz	ARIMA(0,0,1)(0,1,0)[36]	977.37
Maravilhas	ARIMA(3,0,0)	898.96
Mário Campos	ARIMA(0,0,3)	1058.79
Martinho Campos	ARIMA(0,0,3)(1,0,1)[36]	1176.8
Mateus Leme	ARIMA(2,0,0)	1276.89
Matozinhos	ARIMA(0,0,1)(0,1,0)[36]	1058.9
Matutina	ARIMA(0,0,2)	886.31
Moema	ARIMA(0,0,2)(1,0,1)[36]	1214.69
Monjolos	ARIMA(1,0,0)	499.48
Morada Nova de Minas	ARIMA(1,0,1)	1142.53
Morro da Garça	ARIMA(0,0,2)	958.42
Nova Lima	ARIMA(0,0,3)	1450.25
Nova Serrana	ARIMA(2,0,2)(1,1,0)[36]	989.03
Onça de Pitangui	ARIMA(0,0,2)	654.78
Paineiras	ARIMA(1,0,1)	935.88
Papagaios	ARIMA(1,0,0)	1271.89
Pará de Minas	ARIMA(3,0,1)(1,1,0)[36]	1145.74
	Continuação na próxim	a página

Tabela 1 – continuação da página anterior

Cidade	Modelo ajustado	AIC
Paraopeba	ARIMA(0,0,2)(1,1,0)[36]	1008.77
Pedra do Indaiá	ARIMA(0,0,3)(1,0,0)[36]	600.56
Pedro Leopoldo	ARIMA(0,0,2)(0,0,1)[36]	1406.45
Pequi	ARIMA(1,0,0)	1039.61
Perdigão	ARIMA(0,0,3)	1118.93
Pitangui	ARIMA(0,0,2)(0,0,1)[36]	1349.49
Pompéu	ARIMA(2,0,1)(0,1,0)[36]	941.15
Presidente Juscelino	ARIMA(1,0,0)(1,0,0)[36]	827.15
Prudente de Morais	ARIMA(2,0,0)	760.14
Quartel Geral	ARIMA(0,0,2)	960.92
Raposos	ARIMA(0,0,3)(0,0,1)[36]	1149.05
Ribeirão das Neves	ARIMA(0,0,1)(1,1,0)[36]	1324.58
Rio Manso	ARIMA(0,1,2)	949.32
Rio Paranaíba	ARIMA(2,1,1)	897.96
Sabará	ARIMA(2,0,0)(1,1,0)[36]	1237.48
Santa Luzia	ARIMA(0,0,0)(1,1,0)[36]	1150.63
Santa Rosa da Serra	ARIMA(0,0,2)	696.89
Santana de Pirapama	ARIMA(0,0,2)	1028.75
Santana do Riacho	ARIMA(4,0,0)	998.14
Santo Antônio do Monte	ARIMA(0,0,2)	1145.04
Santo Hipólito	ARIMA(0,0,2)	727.05
São Gonçalo do Abaeté	ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[36]	704.82
Ubá	ARIMA(1,0,2)	1055.51
São Gotardo	ARIMA(2,0,0)	1498.5
São Joaquim de Bicas	ARIMA(0,0,2)(0,0,1)[36]	1291.99
São José da Lapa	ARIMA(1,0,0)	969.77
São José da Varginha	ARIMA(0,0,2)	876.19
São Sebastião do Oeste	ARIMA(0,0,2)	836.17
Sarzedo	ARIMA(0,0,3)(0,0,1)[36]	1354.96
Serra da Saudade	ARIMA(0,0,1)	204.68
Sete Lagoas	ARIMA(0,0,2)(0,0,1)[36]	2048.79
Tapiraí	ARIMA(2,0,1)(1,0,0)[36]	245.92
	Continuação na próxim	a página

7D 1 1	-	, •	~ 1		
Tabela		<ul> <li>continuaç</li> </ul>	മറ ദമ	nagina	anterior
Tabela	_	Communaç	ao ua	pagina	anticitor

Cidade	Modelo ajustado	AIC
TaquaraçudeMinas	ARIMA(0,0,1)(0,0,1)[36]	779.81
Tiros	ARIMA(0,0,2)	789.13
Três Marias	ARIMA(0,0,2)(0,0,1)[36]	1399.52
Vespasiano	ARIMA(0,0,2)	1720.81

Outro banco de dados foi construído a partir do *cluster* detectado, mas desta vez, usouse os dados reais referentes a Janeiro de 2008 até Março de 2018, e dados de previsão em Abril de 2018 até Março de 2019 para cada um dos 109 municípios pertencentes ao *cluster*.

Através deste novo banco de dados, agora com valores estimados de caso de dengues, foi novamente utilizado o SatScan, com a finalidade de ser obtido um *cluster* prospectivo com janela de tempo até Março de 2019.

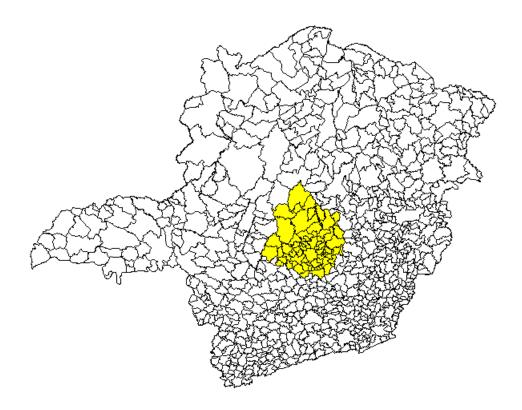


Figura 9: Mapa Cluster Espaço-Temporal.

Com a previsão obtida, o *cluster* encontrado diminuiu o tamanho, ou seja, foi detectado

uma região menor, contendo 67 municípios do estado, apresentados na figura 9, sendo eles: Araçaí, Baldim, Belo Horizonte, Betim, Bom Despacho, Brumadinho, Cachoeira da Prata, Caetanópolis, Capim Branco, Conceição do Pará, Confins, Congonhas do Norte, Contagem, Cordisburgo, Corinto, Curvelo, Esmeraldas, Felixlândia, Florestal, Fortuna de Minas, Funilândia, Ibirité, Igarapé, Igaratinga, Inhaúma, Inimutaba, Itatiaiuçu, Itaúna, Jaboticatubas, Jequitibá, Juatuba, Lagoa Santa, Leandro Ferreira, Maravilhas, Mário Campos, Martinho Campos, Mateus Leme, Matozinhos, Morro da Garça, Nova Lima, Nova Serrana, Nova União, Onça de Pitangui, Papagaios, Pará de Minas, Paraopeba, Pedro Leopoldo, Pequi, Perdigão, Pitangui, Pompéu, Presidente Juscelino, Prudente de Morais, Raposos, Ribeirão das Neves, Sabará, Santa Luzia, Santana de Pirapama, Santana do Riacho, Ubá, São Joaquim de Bicas, São José da Lapa, São José da Varginha, Sarzedo, Sete Lagoas, Taquaraçu de Minas, Vespasiano.

Nota-se que das 67 cidades detectadas, 66 são em comum com o primeiro *cluster* analisado, nessa nova análise com as previsões foi incluída no *cluster* a cidade Nova União, representada na figura 9 pela cor rosa.

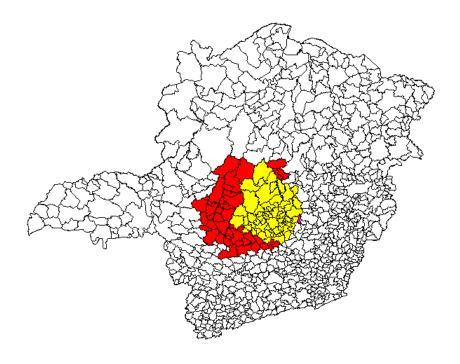


Figura 10: Mapa com interseção

Foram realizados testes ADF, Kruskal-Wallis, Shapiro-Wilk, Ljung-Box, afim de verificar se o modelo proposto para cada município pertencentes ao *cluster* é adequado, os

resultados estão apresentados na tabela 2.

Tabela 2: Análise de resíduos dos modelos ajustados.

	Teste Shapiro	Teste ADF	Teste Kruskal-Wallis	Teste Teste Ljung-Box
1	0.00	0.01	0.95	0.96
2	0.00	0.01	0.99	0.94
3	0.00	0.01	0.50	0.97
4	0.00	0.01	0.29	0.91
5	0.00	0.01	0.76	0.85
6	0.00	0.01	0.33	0.87
7	0.00	0.01	1.00	0.89
8	0.00	0.01	0.53	0.77
9	0.00	0.01	0.04	0.95
10	0.00	0.01	0.96	0.86
11	0.00	0.01	0.69	0.36
12	0.00	0.01	0.04	0.87
13	0.00	0.01	0.23	0.51
14	0.00	0.01	0.55	0.83
15	0.00	0.01	0.15	0.33
16	0.00	0.01	0.03	0.81
17	0.00	0.01	1.00	0.85
18	0.00	0.01	0.41	0.93
19	0.00	0.01	0.25	0.88
20	0.00	0.01	0.99	0.96
21	0.00	0.01	0.28	0.98
22	0.00	0.01	0.63	0.01
23	0.00	0.01	0.10	0.98
24	0.00	0.01	0.26	0.93
25	0.00	0.01	0.97	0.86
26	0.00	0.01	0.65	0.91
27	0.00	0.01	0.64	0.84
28	0.00	0.01	0.65	0.93
29	0.00	0.01	0.10	0.78
30	0.00	0.01	0.03	0.57

Continuação na próxima página

Tabela 2 – continuação da página anterior

	Teste Shapiro	Teste ADF	Teste Kruskal-Wallis	Teste Teste Ljung-Box
31	0.00	0.01	1.00	0.89
32	0.00	0.01	0.41	0.69
33	0.00	0.01	0.20	0.94
34	0.00	0.01	0.11	0.92
35	0.00	0.01	0.09	0.81
36	0.00	0.01	0.16	0.46
37	0.00	0.01	0.89	0.97
38	0.00	0.01	0.00	0.90
39	0.00	0.01	0.11	0.32
40	0.00	0.01	0.39	0.95
41	0.00	0.01	0.20	0.17
42	0.00	0.01	0.32	0.75
43	0.00	0.01	0.10	0.84
44	0.00	0.01	0.09	0.84
45	0.00	0.01	0.86	1.00
46	0.00	0.01	0.28	0.93
47	0.00	0.01	0.23	0.67
48	0.00	0.01	0.71	0.48
49	0.00	0.01	0.06	0.73
50	0.00	0.01	0.05	0.44
51	0.00	0.01	0.66	0.84
52	0.00	0.01	0.82	0.77
53	0.00	0.01	0.75	0.88
54	0.00	0.01	0.77	0.58
55	0.00	0.01	0.44	0.81
56	0.00	0.01	0.97	0.86
57	0.00	0.01	0.57	0.66
58	0.00	0.01	0.10	0.88
59	0.00	0.01	0.21	0.91
60	0.00	0.01	0.98	0.77
61	0.00	0.01	0.14	0.70
62	0.00	0.01	0.34	0.26

Continuação na próxima página

Tabela 2 – continuação da página anterior

	Teste Shapiro	Teste ADF	Teste Kruskal-Wallis	Teste Teste Ljung-Box
63	0.00	0.01	0.55	0.59
64	0.00	0.01	0.95	0.96
65	0.00	0.01	0.16	0.89
66	0.00	0.01	0.53	0.91
67	0.00	0.01	0.98	1.00
68	0.00	0.01	0.68	0.75
69	0.00	0.01	0.96	0.99
70	0.00	0.01	0.99	0.95
71	0.00	0.01	0.82	0.94
72	0.00	0.01	0.01	0.64
73	0.00	0.01	0.81	0.95
74	0.00	0.01	0.66	0.77
75	0.00	0.01	0.99	0.93
76	0.00	0.01	0.87	0.64
77	0.00	0.01	0.11	0.45
78	0.00	0.01	0.63	0.87
79	0.00	0.01	0.98	0.98
80	0.00	0.01	0.56	1.00
81	0.00	0.01	0.04	0.01
82	0.00	0.01	0.06	0.81
83	0.00	0.01	0.32	0.92
84	0.00	0.01	0.93	0.75
85	0.00	0.01	0.03	0.10
86	0.00	0.01	0.08	0.71
87	0.00	0.01	0.61	0.98
88	0.00	0.01	0.78	0.73
89	0.00	0.01	0.80	0.00
90	0.00	0.01	0.80	0.91
91	0.00	0.01	0.18	0.74
92	0.00	0.01	0.24	0.75
93	0.00	0.01	0.15	0.28
94	0.00	0.01	0.59	0.93

Continuação na próxima página

0.80

0.87

	Tabela 2 – continuação da página anterior						
	Teste Shapiro	Teste ADF	Teste Kruskal-Wallis	Teste Teste Ljung-Box			
95	0.00	0.01	0.99	0.51			
96	0.00	0.01	0.42	0.97			
97	0.00	0.01	0.04	0.42			
98	0.00	0.01	0.86	0.76			
99	0.00	0.01	0.03	0.54			
100	0.00	0.01	0.50	0.58			
101	0.00	0.01	0.79	0.91			
102	0.00	0.01	0.82	0.87			
103	0.00	0.01	0.35	0.53			
104	0.00	0.01	0.10	0.90			
105	0.00	0.01	0.00	0.86			
106	0.00	0.01	1.00	0.85			
107	0.00	0.01	0.34	0.87			

Afim de exemplificar o estudo a respeito dos resíduos e as previsões realizadas em cada um dos modelos ajustados para cada município, será utilizado o município de Belo Horizonte, sendo apresentados os gráficos de resíduos na figura 11.

0.01

0.01

108

109

0.00

0.00

### Gráfico de resíduos de casos de dengue em BH

0.84

0.24

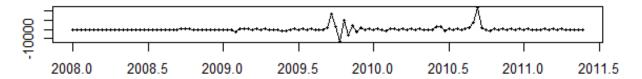


Figura 11: Gráfico de resíduo

Também são apresentados gráficos de autocorrelação (FAC), autocorrelação parcial (FACP) na figura 12.

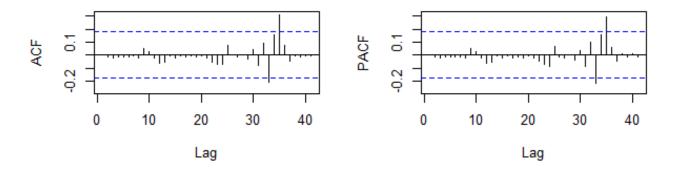


Figura 12: Gráficos de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP)

E ainda, Q-QPlot, densidade e histograma na figura 13.

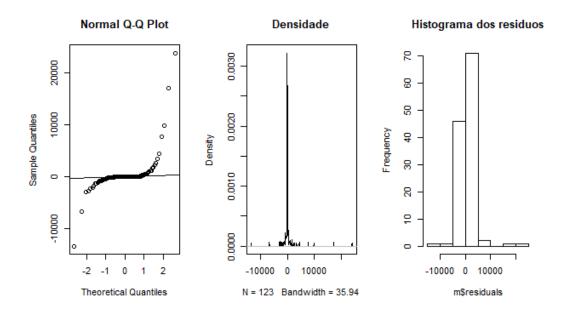


Figura 13: Análises dos resíduos de BH

Por meio deste, observa-se que os dados estão próximos de uma reta, indicando um bom ajuste a uma distribuição normal. Abaixo tem-se o gráfico de previsão de Abril de 2018 à Março de 2019 e os intervalos de previsão ao nível de 80% e 95% de confiança.

#### Previsão 04/2018 à 03/2019 de casos de dengue em BH

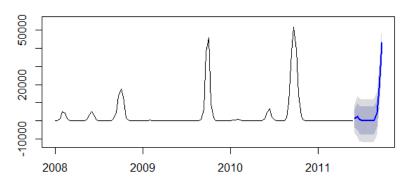


Figura 14: Previsão dos casos de dengue em BH

Levando-se em conta todo o período de estudo, Janeiro de 2008 até Março de 2019, com os dados reais, foi obtido o *cluster* prospectivo iniciado em Março de 2015, contendo um total de 109 municipios, representados na figura 14 abaixo, sendo eles: Abaeté, Araçaí, Arapuá, Araújos, Arcos, Augusto de Lima, Baldim, Bambuí, Belo Horizonte, Betim, Biquinhas, Bom Despacho, Bonfim, Brumadinho, Cachoeira da Prata, Caetanópolis, Campos Altos, Capim Branco, Carmo do Cajuru, Cedro do Abaeté, Cláudio, Conceição do Pará, Confins, Congonhas do Norte, Contagem, Cordisburgo, Corinto, Córrego Danta, Crucilândia, Curvelo, Divinópolis, Dores do Indaiá, Esmeraldas, Estrela do Indaiá, Felixlândia, Florestal, Formiga, Fortuna de Minas, Funilândia, Ibirité, Igarapé, Igaratinga, Iguatama, Inhaúma, Inimutaba, Itaguara, Itapecerica, Itatiaiuçu, Itaúna, Jaboticatubas, Japaraíba, Jequitibá, Juatuba, Lagoa da Prata, Lagoa Santa, Leandro Ferreira, Luz, Maravilhas, Mário Campos, Martinho Campos, Mateus Leme, Matozinhos, Matutina, Moema, Monjolos, Morada Nova de Minas, Morro da Garça, Nova Lima, Nova Serrana, Onça de Pitangui, Paineiras, Papagaios, Pará de Minas, Paraopeba, Pedra do Indaiá, Pedro Leopoldo, Pequi, Perdigão, Pitangui, Pompéu, Presidente Juscelino, Prudente de Morais, Quartel Geral, Raposos, Ribeirão das Neves, Rio Manso, Rio Paranaíba, Sabará, Santa Luzia, Santa Rosa da Serra, Santana de Pirapama, Santana do Riacho, Santo Antônio do Monte, Santo Hipólito, São Gonçalo do Abaeté, Ubá, São Gotardo, São Joaquim de Bicas, São José da Lapa, São José da Varginha, São Sebastião do Oeste, Sarzedo, Serra da Saudade, Sete Lagoas, Tapiraí, Taquaraçu de Minas, Tiros, Três Marias, Vespasiano.

Nota-se que as cidades identificadas até Março de 2019 são as mesmas que estudadas até Março de 2018, diferenciando apenas pelo tempo de detecção do início do *cluster*.

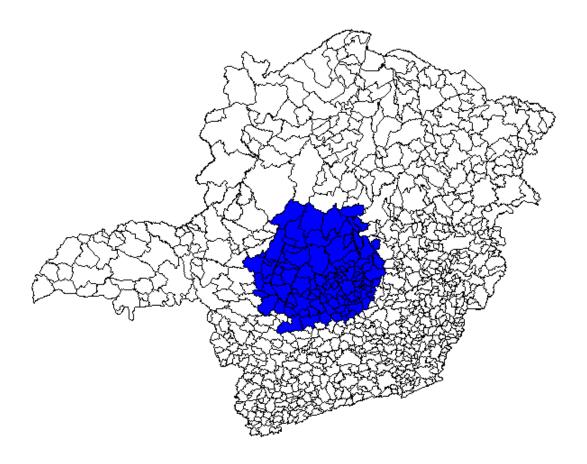


Figura 15: Cluster com todos os dados reais

# 6 Considerações finais

Na primeira análise realizada, ajustou-se por séries temporais o número de pessoas infectadas com o vírus da dengue por cidade no estado de Minas Gerais de Abril/2018 até Março/2019, usando os dados conhecidos de Janeiro/2008 até Março/2018. Ao comparar o resultado para os dados reais entre Janeiro/2008 até Março/2019 com o resultado via séries temporais, nota-se que o resultado da série possui algumas cidades a menos que dos dados reais, mas inclui o município Nova União.

O modelo foi capaz de detectar em torno de 61% dos municípios obtidos do *cluster* encontrado, levando-se em conta todo período em estudo. Apesar do resultado ser subestimado, ou seja, menor do que o *cluster* real, a proposta apresentou praticamente todos os municípios contidos no *cluster* real, mostrando-se bastante eficiente no quesito a sensibilidade de detecção de *cluster* espaço-temporal.

Este estudo ainda é muito atual, porém o resultado é promissor, visualizar continuidade de uma série e ajustar a um modelo adequado e fazer previsões cada vez mais precisas, seria de extrema importância em diversos casos que envolvem séries temporais.

Outra sugestão de continuidade do trabalho é a de ajustar um modelo ao resultado da estatística de teste utilizada, e não ajustar ao número de casos, bem como, a de utilizar outras metodologias de detecção de *clusters*, como por exemplo, métodos de agregação espaço-temporais, entre outros.

E por fim, utilizar o modelo explicado acima afim de encontrar *clusters* para analisar um novo estudo, em períodos de tempos diversos.

## Referências

AKAIKE, H. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. *Proceedings of the Second International Symposium on Information Theory*, v. 1, n. 1, p. 267281, 1973.

BOX, G. E. P.; COX, D. An analysis of transformations. *journal of the Royal Statistical Society*, v. 1, p. 211–252, 1964.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. [S.l.: s.n.], 1976.

BRíGIDO, H. *Dengue: sintomas, tratamentos e causas.* 2006. Disponível em: <a href="https://www.minhavida.com.br/saude/temas/dengue">https://www.minhavida.com.br/saude/temas/dengue</a>.

DICKEY, D.; FULLER, W. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *journal of the American Statistical Association*, v. 1, p. 427–431, 1974.

DOS SANTOS, V. S. *Mosquito da Dengue*. 2018. Disponível em: <a href="https://mundoeducacao.bol.uol.com.br/doencas/o-mosquito-dengue.htm">https://mundoeducacao.bol.uol.com.br/doencas/o-mosquito-dengue.htm</a>>.

KULLDORFF, M. A spatial scan statistic. Communications in Statistics: Theory and Methods, v. 26(6), p. 1481–1496, 1997.

KULLDORFF, M. Prospective time periodic geographical disease surveillance using a scan statistic. *journal of Royal Statistical Society*, A, n. 164, p. 61–72, 2001.

KULLDORFF, M. et al. Evaluating cluster alarms: A space-time scan statistic and brain cancer in los alamos. *American journal of Public Health*, v. 88, p. 1377–1380, 1998.

KULLDORFF, M.; NAGARWALLA, N. Spatial disease clusters: detection and inference. *Statistics in Medicine*, v. 14, p. 799–810, 1995.

LIMA, M.; DUCZMAL, L. Adaptive likelihood ratio approaches for the detection of space-time disease clusters. *Computational Statistics & Data Analysis*, v. 77, p. 352–370, 2014.

LJUNG, G. M.; BOX, G. E. P. On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, v. 65, p. 297–303, 1978.

MORETTIN, P.; TOLOI, C. Análise de Séries Temporais. [S.l.: s.n.], 2006.

PONTES, A. C. F. Obtenção dos níveis de significância para os testes de Kruskal-Wallis, Friedman e comparações múltiplas não-paramétricas. Tese (Projeto de Diplomação) — Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, University of São Paulo, Piracicaba, SP, Brasil, Jun 2000.

RITA, A. B. Dengue. 2013. Disponível em: <a href="https://agencia.fiocruz.br/dengue-0">https://agencia.fiocruz.br/dengue-0</a>.

RIZZI, C. B. Considerações sobre a dengue e variáveis de importância a infestação por aedes aegypti. HYGEIA, ISSN, v. 1, p. 25, 2017.

SECRETARIA DE ESTADO DA SAÚDE. *Mitos e Verdades - Aesdes Aegypti.* 2015. Disponível em: <a href="https://mosquito.saude.es.gov.br/mitos-e-verdades-aegypti">https://mosquito.saude.es.gov.br/mitos-e-verdades-aegypti</a>.

SILVA, S. B. Penalização por não-conectividade ponderada de grafos. Master thesis, UFMG-Brasil, Department of Statistics, 2010.

TAVARES, R. Identificação de Clusters espaciais futuros de dengue a partir de previsões via modelos de séries temporias. Dissertao (Projeto de Diplomação) — DEEST, UFOP, Ouro Preto, MG, Brasil, 2013.

TELES, F. Cluster: o que é e como essa estrutura pode ser benéfica para você. 2018. Disponível em: <a href="mailto:https://blog.deskmanager.com.br/cluster/">https://blog.deskmanager.com.br/cluster/</a>.

## ANEXO A - Primeiro anexo

# Script de Previsão do Cluster de abril 2018 até março 2019

```
require(forecast)
```

### library(forecast)

0, 1, 3, 15, 10, 21, 118, 74, 5, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 4, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 4, 8)

dados5<- c(0, 1, 8, 33, 24, 9, 1, 0, 0, 0, 0, 2, 1, 4, 48, 112, 46, 5, 1, 2, 2, 0, 28, 265, 975, 775, 302, 153, 26, 2, 1, 0, 4, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 2, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 1, 3, 1, 0, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 5, 75, 101, 92, 19, 4, 1, 0, 0, 0, 0, 3, 15, 40, 78, 72, 24, 11, 2, 4, 1, 1, 6, 127, 316, 738, 413, 106, 3, 1, 0, 1, 3, 0, 1, 4, 8, 11, 7, 2, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 2, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 7, 7, 54)

dados9<- c(179, 321, 1430, 5270, 4224, 1218, 153, 33, 19, 16, 43, 63, 307, 941, 3751, 5012, 3102, 724, 194, 27, 14, 25, 66, 318, 1193, 4418, 13489, 17616, 13124, 1763, 543, 79, 50, 40, 47, 57, 163, 173, 311, 379, 342, 129, 41, 35, 23, 26, 47, 64, 87, 82, 86, 113, 87, 61, 34, 15, 14, 20, 26, 44, 895, 6499, 37839, 45839, 9567, 1766, 274, 113, 307, 90, 78, 120, 177, 363, 603, 798, 505, 328, 112, 33, 42, 88, 53, 76, 232, 225, 1274, 4935, 6717, 2105, 392, 66, 95, 58, 199, 1662, 10160, 37484, 51505, 39193, 14445, 2797, 449, 118, 65, 76, 88, 162, 171, 169, 192, 100, 71, 61, 14, 28, 18, 49, 44, 41, 36, 33, 63)

dados14<- c(3, 0, 0, 1, 0, 3, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 2, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 2, 8, 5, 10, 1, 0, 1, 1, 2, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 2, 0, 1, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 4, 8, 124, 269, 91, 15, 2, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 3, 4, 10, 4, 2, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 26, 2, 28, 92, 92, 49, 7, 1, 5, 17, 135, 250, 538, 484, 454, 330, 131, 17, 4, 1, 0, 1, 4, 6, 4, 2, 9, 6, 4, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 3, 1, 4)

```
2, 6, 3, 0, 1, 0, 1, 6, 1, 4, 3, 3, 4, 3, 0, 0, 2, 6, 67, 67, 8, 0, 3, 1, 0,
6, 6, 30, 39, 31, 40, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 0)
dados16<- c(0, 25, 96, 80, 1, 3, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 21, 15, 8, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 3, 8, 26, 111, 37, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 2, 1, 2, 75, 124, 148, 70, 6, 0, 1,
1, 0, 2, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 2, 3, 9, 6, 0, 0,
1, 3, 6, 4, 11, 49, 94, 41, 1, 0, 0, 3, 2, 3, 7, 3, 10, 15, 21, 9, 1, 12, 0,
1, 1, 1, 1, 7, 5, 2, 5)
dados17<- c(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 1, 0, 0, 13, 19, 6, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 2, 31, 15, 1, 0, 0, 0, 1,
0, 0, 3, 7, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 2, 4, 16, 19, 25, 9, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 3, 8, 10, 16, 18, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1,
0, 1, 1, 8)
dados18<- c(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 2, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 0, 1, 5, 2, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 7, 1, 5, 14, 19, 1, 0, 1, 3, 0,
0, 0, 3, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 9, 47, 43, 14, 1, 1, 0, 1, 0,
0, 0, 0, 0, 3, 23, 11, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 2, 0, 6, 20, 22, 4, 0, 0, 0,
4, 95, 233, 88, 54, 66, 9, 0, 0, 0, 0, 1, 2, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 0, 1)
dados19<- c(0, 1, 0, 9, 8, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 4, 0, 0, 0, 1, 0,
0, 0, 0, 0, 2, 35, 45, 30, 0, 0, 1, 0, 1, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1,
0, 0, 0, 0, 4, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 9, 10, 9, 8, 3, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 25, 134, 161, 13, 10, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 7, 20, 23, 6, 2, 1,
0, 0, 0, 1, 5, 14, 124, 146, 62, 2, 0, 0, 0, 3, 5, 5, 4, 1, 2, 3, 1, 0, 0,
2, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 3)
0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 4, 3, 1, 0, 0, 0, 0, 0,
```

1, 0)

dados25<- c(8, 14, 68, 325, 196, 76, 18, 1, 2, 4, 3, 6, 28, 122, 553, 671, 470, 110, 80, 40, 14, 10, 20, 12, 69, 419, 1619, 3017, 1529, 326, 83, 55, 45, 26, 43, 40, 145, 175, 58, 72, 43, 9, 1, 1, 2, 0, 0, 0, 45, 38, 76, 91, 62, 45, 45, 15, 19, 16, 11, 34, 172, 1039, 6210, 8302, 2072, 170, 29, 28, 10, 11, 21, 41, 55, 84, 155, 202, 117, 40, 23, 9, 10, 11, 15, 13, 57, 92, 614, 2327, 3886, 1342, 259, 68, 30, 40, 62, 237, 1944, 8012, 12873, 8985, 2462, 557, 240, 52, 34, 46, 49, 58, 59, 64, 97, 86, 59, 24, 19, 12, 26, 16, 30, 24, 46, 35, 53)

dados27<- c(0, 11, 128, 441, 174, 43, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 4, 1, 9, 9, 14, 3, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 5, 1, 6, 22, 32, 5, 4, 4, 3, 1, 1, 0, 3, 10, 21, 92, 92, 39, 21, 5, 5, 5, 5, 3, 2, 10, 43, 44, 139, 117, 80, 18, 4, 3, 13, 12, 39, 396, 1357, 591, 180, 37, 20, 14, 20, 17, 10, 8, 6, 5, 10, 46, 42, 21, 9, 6, 0, 6, 2, 7, 1, 5, 17, 33, 51, 29, 13, 8, 7, 9, 10, 19, 156, 540, 509, 236, 161, 41, 7, 0, 8, 0, 0, 0, 1, 7, 6, 2, 3, 0, 0, 0, 4, 4, 4, 9, 1, 3, 3)

dados30<- c(0, 13, 61, 141, 74, 8, 3, 2, 1, 1, 3, 12, 23, 101, 561, 738, 487, 115, 29, 4, 0, 1, 9, 21, 38, 147, 557, 713, 297, 46, 3, 1, 4, 6, 17, 35, 243, 494, 351, 68, 18, 0, 2, 1, 1, 3, 0, 0, 1, 3, 0, 0, 4, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 13, 89, 593, 732, 121, 22, 7, 0, 0, 0, 11, 3, 7, 4, 9, 19, 26, 5, 10, 5, 7, 5, 0, 2, 4, 1, 23, 50, 49, 27, 10, 4, 9, 7, 16, 70, 374, 2133, 1228, 835, 238, 32, 4, 3, 5, 7, 20, 29, 19, 46, 22, 2, 2, 1, 0, 1, 0, 5, 0, 2, 3, 2, 1)

dados31<- c(1, 6, 18, 53, 24, 2, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 4, 61, 81, 92, 10, 0, 1, 0, 0, 3, 28, 208, 529, 1897, 1143, 437, 67, 4, 2, 2, 2, 0, 1, 0, 1, 5, 3, 14, 4, 2, 2, 0, 1, 0, 2, 3, 6, 1, 6, 5, 2, 3, 0, 1, 6, 2, 0, 19, 117, 1462, 2676, 1318, 367, 48, 11, 2, 2, 5, 6, 117, 457, 973, 1460, 920, 156, 33, 9, 9, 6, 2, 5, 6, 29, 174, 496, 642, 229, 40, 23, 8, 6, 67, 57, 246, 950, 1707, 1533, 465, 22, 4, 4, 5, 6, 3, 1, 2, 6, 2, 5, 5, 3, 4, 2, 10, 20, 11, 13, 10,

### 6, 11)

dados33<- c(0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 3, 5, 2, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 2, 3, 25, 57, 23, 3, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 5, 5, 1, 0, 3, 14, 291, 392, 54, 18, 5, 1, 1, 5, 0, 0, 3, 25, 14, 8, 0, 0, 0, 0, 1, 3, 3, 17, 7, 49, 233, 332, 77, 16, 4, 0, 1, 53, 598, 522, 927, 1157, 858, 231, 19, 3, 0, 5, 3, 11, 16, 43, 28, 24, 5, 7, 3, 0, 2, 3, 9, 11, 9, 11, 7, 9)

dados37<- c(0, 0, 3, 7, 1, 1, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 4, 2, 15, 18, 16, 5, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 40, 76, 768, 879, 424, 34, 2, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 2, 0, 0, 0,

```
0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 8, 28, 180, 275, 48, 9, 2, 0, 1, 0, 2, 1, 2, 3, 7, 13, 15, 8, 2, 1, 0, 2, 3, 6, 10, 189, 1108, 1893, 1333, 268, 6, 5, 1, 1, 0, 1, 3, 3, 7, 12, 70, 24, 5, 6, 7, 3, 4, 21, 3, 2, 0, 2, 1, 1, 0, 0, 1, 2, 1, 1, 1, 6)
```

dados40<- c(2, 0, 3, 17, 5, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 2, 7, 8, 3, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 2, 27, 59, 146, 116, 3, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 2, 3, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 12, 141, 467, 1189, 126, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 2, 2, 2, 3, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 3, 11, 17, 62, 259, 374, 179, 46, 1, 4, 0, 8, 100, 1141, 2819, 3142, 2257, 877, 21, 1, 2, 2, 1, 3, 4, 11, 13, 14, 5, 2, 2, 1, 1, 0, 2, 2, 0, 4, 1, 3)

dados41<- c(2, 0, 0, 3, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 2, 9, 13, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 20, 89, 83, 91, 47, 18, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 2, 4, 4, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 65, 551, 343, 73, 17, 11, 0, 0, 0, 2, 0, 9, 8, 7, 12, 9, 4, 3, 2, 0, 0, 0, 1, 11, 2, 125, 568, 349, 121, 3, 3, 1, 0, 54, 127, 115, 479, 569, 700, 199, 16, 6, 5, 4, 6, 0, 9, 1, 11, 15, 10, 3, 0, 0, 1, 0, 1, 2, 2, 0, 1, 3)

```
63
dados43<- c(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 4, 11, 2, 0, 0, 0,
0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 2, 4, 6, 1, 3, 2, 1, 1,
0, 0, 0, 4, 0, 2, 5, 2, 7, 5, 1, 5, 4, 6, 65, 416, 184, 114, 82, 28, 6, 0,
0, 1, 2, 2, 3, 2, 4, 2, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 1, 0, 0, 0)
dados44<- c(0, 0, 4, 6, 12, 8, 6, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 2, 0, 0, 0,
```

0, 1, 0, 0, 0, 2, 4, 10, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 6, 8, 6, 5, 1, 1, 0, 3, 0, 3, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 5, 21, 73, 21, 21, 8, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 6, 6, 3, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 2, 1, 0, 12, 0, 4, 5, 27, 8, 3, 3, 0, 4, 109, 283, 154, 25, 0, 5, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 0

dados45<- c(0, 0, 0, 5, 4, 1, 0, 0, 0, 1, 3, 245, 173, 96, 85, 18, 6, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 2, 9, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 6, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 4, 2, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 34, 68, 57, 20, 8, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 4, 6, 24, 13, 6, 12, 1, 0, 0, 3, 1, 1, 3, 1, 3, 14, 15, 4, 0, 1, 1, 1, 2, 19, 73, 68, 29, 12, 0, 0, 0, 0, 0, 4, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0)

dados46<- c(0, 0, 1, 2, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 6, 26, 27, 3, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 4, 1, 0, 2, 0, 0, 1, 2, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 2, 0, 1, 0, 0, 0, 2, 26, 118, 349, 326, 91, 3, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)

0, 0, 0, 0, 4, 7, 5, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 7, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 1, 2, 7, 30, 57, 16, 9, 4, 1, 0, 0, 1, 2, 7, 115, 218, 89, 24, 3, 1, 1, 0, 0, 1, 10, 56, 107, 190, 59, 7, 0, 1, 0, 0, 4, 0, 2, 3, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 6, 3, 2, 2, 6, 10, 1)

0, 1, 0, 1, 0, 4, 1, 2, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 2, 3, 3, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 16, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 12, 61, 51, 31, 14, 3, 0, 1, 0,

dados53<- c(1, 0, 0, 13, 8, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 4, 4, 8, 4, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 4, 14, 13, 17, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 5, 11, 1, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 30, 92, 100, 8, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 2, 2, 5, 7, 4, 2, 1, 0, 1, 1, 5, 41, 303, 849, 573, 173, 32, 1, 4, 1, 3, 5, 22, 65, 171, 299, 228, 65, 3, 5, 0, 1, 2, 4, 13, 7, 20, 24, 5, 2, 2, 2, 0, 0, 1, 1, 1, 2, 4, 6)

dados54<- c(0, 0, 7, 29, 3, 13, 4, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 3, 5, 4, 1, 2, 0, 0,

dados55<- c(2, 1, 15, 63, 31, 8, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 4, 4, 6, 13, 4, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 11, 75, 117, 106, 90, 6, 12, 1, 2, 2, 5, 4, 3, 4, 6, 4, 5, 0, 0, 0, 0, 1, 2, 1, 6, 11, 4, 20, 10, 5, 1, 0, 0, 0, 2, 0, 6, 61, 526, 1000, 202, 46, 12, 2, 0, 0, 8, 5, 32, 25, 27, 52, 28, 17, 3, 4, 2, 0, 3, 7, 16, 14, 123, 271, 326, 98, 21, 11, 21, 4, 49, 195, 414, 707, 1174, 624, 206, 23, 3, 4, 0, 2, 2, 2, 4, 4, 2, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 4, 7, 1, 8, 4, 7)

dados57<- c(1, 1, 7, 19, 25, 10, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 3, 0, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 95, 473, 689, 245, 25, 1, 0, 0, 1, 6, 7, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 2, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 41, 625, 719, 161, 30, 5, 8, 14, 6, 3, 6, 4, 5, 1, 7, 11, 9, 1, 2, 1, 0, 1, 1, 3, 16, 24, 117, 130, 42, 8, 5, 2, 0, 3, 2, 31, 187, 242, 143, 43, 7, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 2)

#### 0, 2, 3, 0, 2, 0, 0)

dados60<- c(0, 0, 2, 5, 3, 9, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 2, 6, 3, 11, 5, 4, 1, 0, 0, 2, 38, 83, 248, 460, 274, 85, 8, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 11, 50, 53, 79, 41, 17, 8, 10, 7, 0, 4, 2, 2, 0, 0, 15, 8, 5, 2, 2, 0, 1, 2, 0, 2, 0, 11, 5, 21, 8, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 5, 22, 26, 23, 10, 0, 0, 0, 0, 1, 3, 2, 5, 11, 4, 2, 3, 0, 8, 0, 2, 2, 3, 0, 1, 2)

dados61<- c(0, 0, 3, 11, 18, 4, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 7, 5, 4, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 4, 17, 22, 4, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 1, 1, 2, 0, 0, 1, 0, 3, 2, 0, 0, 1, 2, 0, 2, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 5, 63, 135, 34, 19, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 1, 23, 89, 89, 22, 2, 3, 0, 0, 1, 1, 6, 2, 39, 107, 203, 39, 1, 2, 1, 0, 1, 13, 52, 247, 408, 544, 208, 23, 16, 6, 8, 12, 19, 30, 8, 2, 4, 0, 2, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 2, 0, 5)

dados62<- c(2, 6, 16, 46, 14, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 5, 3, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 40, 123, 311, 219, 19, 2, 0, 2, 0, 0, 1, 0, 1, 4, 8, 6, 4, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 66, 268, 940, 660, 129, 18, 2, 1, 1, 0, 0, 2, 6, 4, 2, 22, 10, 1, 1, 0, 0, 2, 2, 1, 1, 3, 5, 19, 22, 12, 3, 0, 0, 2, 4, 14, 82, 250, 306, 200, 4, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 3, 1, 1)

dados68<- c(2, 1, 2, 6, 12, 7, 1, 0, 0, 0, 1, 3, 2, 3, 13, 15, 7, 4, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 4, 24, 72, 124, 121, 36, 13, 4, 4, 4, 13, 4, 6, 9, 10, 6, 4, 3, 1, 2, 0, 3, 1, 0, 1, 1, 4, 4, 3, 0, 1, 1, 1, 3, 4, 2, 24, 64, 270, 284, 59, 13, 3, 2, 2, 5, 3, 3, 3, 2, 10, 7, 1, 3, 0, 1, 0, 0, 1, 7, 10, 2, 9, 20, 46, 15, 4, 0, 0, 0, 10, 40, 420, 1435, 1612, 872, 235, 65, 7, 4, 3, 5, 6, 7, 28, 34, 24, 24, 12, 7, 7, 4, 2, 6, 12, 9, 11, 5, 9)

dados69<- c(0, 2, 1, 11, 8, 6, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 19, 27, 25, 11, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 5, 27, 586, 1193, 693, 61, 13, 3, 8, 7, 8, 9, 21, 19, 10, 17, 15, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 7, 24, 88, 86, 130, 48, 13, 8, 3, 17, 13, 6, 25, 177, 772, 1133, 685, 316, 37, 13, 7, 2, 1, 0, 12, 27, 35, 162, 164, 96, 13, 5, 2, 5, 3, 1, 1, 4, 42, 85, 173, 80, 30, 6, 2, 1, 1, 5, 31, 358, 861, 824, 186, 21, 3, 4, 2, 1, 2, 3, 3, 0, 6, 6, 3, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 0, 13, 97, 161)

dados72<- c(0, 0, 0, 2, 1, 2, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 4, 23, 33, 17, 6, 0, 1, 0, 0, 0, 4, 47, 57, 19, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 2, 0, 0, 0, 3, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 2, 81, 88, 49, 5, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 7, 1, 4, 150, 86, 32, 0, 0, 1, 1, 2, 29, 205, 421, 182, 276, 12, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 3, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 4)

dados74<- c(0, 6, 124, 204, 98, 12, 1, 3, 1, 0, 8, 7, 21, 129, 396, 287, 221, 27, 12, 5, 1, 5, 13, 78, 94, 299, 565, 354, 141, 16, 4, 7, 2, 6, 3, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 43, 202, 623, 623, 33, 8, 0, 1, 0, 1, 0, 5, 3, 0, 0, 1, 2, 2, 0, 0, 3, 1, 1, 0, 0, 1, 3, 3, 3, 1, 0, 0, 3, 0, 4, 3, 49, 182, 136, 178, 5, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 2, 5, 7, 7, 8, 0, 1, 0, 1, 3, 2, 15, 2, 5, 4)

dados76<- c(0, 1, 0, 5, 5, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 4, 8, 19, 43, 17, 10, 4, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 5, 12, 15, 37, 38, 14, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 7, 11, 51, 8, 2, 0, 0, 2, 2, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 37, 293, 816, 583, 95, 11, 1, 0, 0, 0, 1, 4, 2, 1, 5, 3, 2, 0, 0, 1, 0, 1, 4, 2, 8, 23, 88, 469, 362, 49, 11, 2, 0, 1, 4, 8, 78, 293, 502, 389, 243, 7, 0, 0, 0, 1, 3, 0, 0, 1, 3, 2, 1, 0, 0, 0, 0, 2, 3, 0, 2, 0, 1)

87, 209, 108, 77, 56, 29, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 3, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 18)

dados80<- c(0, 1, 9, 37, 19, 4, 2, 0, 2, 0, 1, 0, 0, 9, 78, 93, 11, 3, 1, 1, 0, 0, 0, 6, 37, 228, 612, 560, 65, 31, 11, 0, 0, 1, 29, 7, 46, 57, 9, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 0, 0, 8, 1, 4, 3, 5, 2, 0, 0, 0, 1, 4, 0, 7, 84, 438, 581, 202, 60, 15, 7, 2, 0, 4, 9, 12, 13, 8, 14, 12, 2, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 10, 3, 13, 99, 144, 50, 13, 6, 4, 11, 18, 78, 246, 415, 511, 234, 41, 2, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 7, 6, 5, 4, 3, 2, 1, 0, 5, 3, 8, 12, 4, 5, 6)

dados83<- c(0, 0, 4, 16, 4, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 0, 0, 0, 0,

dados85<- c(2, 7, 21, 64, 38, 9, 0, 0, 0, 1, 0, 19, 49, 199, 223, 115, 29, 3, 3, 0, 0, 0, 2, 18, 143, 741, 850, 675, 107, 21, 6, 3, 6, 6, 4, 7, 11, 10, 15, 26, 2, 0, 1, 1, 0, 0, 2, 0, 1, 6, 13, 6, 3, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 50, 696, 4146, 4680, 790, 157, 57, 19, 2, 0, 0, 13, 7, 13, 14, 37, 44, 30, 4, 0, 5, 1, 8, 15, 11, 15, 98, 333, 713, 353, 144, 27, 27, 23, 35, 105, 655, 3255, 4076, 2768, 613, 43, 12, 3, 143, 133, 12, 14, 12, 22, 31, 14, 4, 2, 4, 2, 5, 1, 5, 7, 7, 10, 25)

dados88<- c(0, 7, 13, 59, 58, 22, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 2, 15, 18, 22, 8, 1, 0, 0, 0, 1, 6, 28, 131, 594, 669, 454, 64, 16, 12, 7, 3, 12, 10, 3, 3, 10, 3, 5, 3, 0, 0, 0, 2, 0, 0, 3, 2, 10, 8, 6, 6, 1, 1, 2, 3, 3, 5, 8, 129, 884, 1776, 142, 25, 3, 4, 0, 3, 2, 19, 46, 40, 47, 79, 58, 40, 19, 13, 10, 6, 18,

11, 16, 9, 38, 85, 150, 64, 22, 14, 9, 10, 7, 61, 469, 2126, 3598, 2857, 890, 127, 23, 7, 9, 10, 18, 22, 45, 55, 42, 16, 28, 13, 14, 11, 9, 20, 31, 22, 31, 39, 28)

dados89<- c(1, 2, 4, 18, 29, 10, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 7, 60, 191, 162, 23, 4, 0, 0, 0, 1, 8, 36, 299, 440, 443, 105, 17, 4, 1, 0, 0, 3, 5, 5, 8, 9, 20, 3, 0, 1, 0, 0, 1, 2, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 19, 593, 1194, 1375, 30, 21, 0, 1, 2, 2, 3, 12, 15, 25, 27, 25, 7, 6, 0, 1, 1, 1, 3, 1, 8, 12, 31, 142, 141, 57, 21, 6, 5, 5, 9, 42, 171, 837, 1471, 831, 232, 38, 9, 4, 4, 10, 7, 13, 23, 12, 13, 10, 16, 7, 0, 5, 6, 11, 14, 11, 23, 14, 14)

dados93<- c(4, 2, 3, 9, 4, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 27, 97, 56, 28, 6, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 2, 3, 1, 0, 2, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 8, 16, 22, 39, 13, 3, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 6, 20, 28, 32, 20, 1, 0, 0, 2, 0, 2, 15, 255, 271, 243, 25, 6, 1, 0, 1, 1, 3, 4, 24, 54, 34, 18, 0, 1, 0, 1, 0, 4, 2, 3, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 3, 1)

```
9, 54, 30, 14, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 1)
0, 0, 0, 0, 0, 16, 66, 48, 21, 4, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 4, 0, 0, 0, 1, 1, 0,
0, 0, 0, 0, 3, 1, 12, 0, 4, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 10, 69, 118, 67, 12, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0,
0, 0, 0, 1, 1, 0, 0)
0, 0, 0, 1, 22, 27, 22, 38, 7, 2, 1, 0, 0, 3, 7, 0, 0, 0, 2, 1, 0, 0, 1, 0,
0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 3, 6, 41, 73, 226, 217, 90, 17, 20, 0,
0, 3, 3, 1, 7, 9, 11, 11, 21, 19, 3, 5, 0, 0, 1, 0, 7, 2, 0, 4, 12, 9, 7, 1,
0, 0, 0, 0, 1, 3, 21, 48, 51, 16, 1, 2, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 2, 4, 6, 4, 0,
3, 2, 4, 8, 8, 2, 0, 0)
dados97<- c(0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 5, 16, 21, 57, 4, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 3, 3, 2, 1, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 2, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 3, 7, 5, 21, 21, 5, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 1, 7, 52, 56, 35, 22, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 5, 9, 41, 60, 80, 56, 6, 1, 3,
3, 5, 23, 107, 646, 1221, 1491, 432, 62, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 2, 1, 1, 2,
0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1)
dados98<- c(0, 0, 0, 4, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 1, 1, 1, 0, 0, 0,
0, 0, 1, 31, 121, 92, 20, 15, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 2, 0, 2, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 3, 50, 124, 123, 20, 2, 1,
0, 0, 0, 0, 0, 6, 2, 4, 2, 6, 0, 0, 1, 2, 0, 1, 0, 4, 7, 133, 464, 246, 42,
6, 14, 2, 18, 39, 45, 68, 262, 391, 266, 19, 7, 7, 0, 1, 3, 1, 9, 3, 8, 4,
3, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 5, 2, 1, 1)
```

dados99<- c(0, 0, 8, 5, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 15, 33, 21, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 8, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 8, 12, 11, 3, 1, 0, 1, 0,

3, 27, 141, 62, 35, 25, 3, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 5, 10, 1)

dados102<- c(0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 5, 3, 2, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 3, 1, 0, 6, 24, 43, 6, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 5, 0, 3, 10, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 1, 1, 0, 4, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 4, 35, 421, 451, 229, 19, 3, 0, 2, 15, 2, 2, 16, 1, 6, 7, 4, 9, 5, 0, 4, 2, 3, 5, 2, 3, 61, 337, 270, 50, 8, 3, 1, 0, 4, 10, 174, 523, 705, 581, 188, 14, 3, 0, 1, 3, 4, 23, 1, 3, 4, 4, 2, 0, 0, 0, 1, 1, 4, 3, 2, 1, 2)

dados104<- c(2, 10, 187, 478, 503, 169, 32, 8, 4, 0, 6, 13, 25, 91, 310, 339, 241, 66, 28, 8, 0, 3, 3, 3, 65, 248, 926, 1192, 660, 157, 33, 5, 0, 0, 0, 3, 2, 12, 35, 52, 44, 15, 10, 3, 3, 3, 5, 0, 9, 36, 82, 108, 147, 57, 35, 16, 6, 7, 9, 25, 328, 2207, 11519, 6144, 893, 337, 30, 6, 2, 2, 2, 5, 7, 10, 10, 16, 14, 7, 1, 1, 0, 5, 6, 0, 14, 9, 55, 276, 308, 110, 25, 13, 17, 24, 60, 134, 1101, 4031, 4524, 1597, 250, 44, 3, 1, 0, 0, 1, 1, 4, 1, 5, 3, 3, 0, 1, 5, 1, 4, 4, 11, 13, 12, 3)

dados108<- c(0, 0, 0, 7, 8, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 8, 18, 8, 2, 1, 0, 0, 2, 0, 6, 41, 179, 190, 141, 8, 3, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 3, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 65, 441, 707, 278, 73, 9, 1, 2, 4, 6, 21, 112, 437, 12, 3, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 9, 9, 3, 2, 0, 0, 0, 0, 1, 11, 12, 58, 49, 27, 4, 2, 0, 0, 0, 0, 0, 7, 3, 2, 2, 2, 0, 1, 5, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 8)

dados109<- c(5, 3, 61, 119, 62, 12, 2, 2, 1, 2, 0, 3, 12, 60, 95, 88, 38, 3, 1, 0, 0, 0, 0, 3, 6, 26, 183, 178, 150, 30, 14, 4, 9, 8, 0, 8, 14, 22, 15, 11, 8, 7, 8, 1, 1, 7, 21, 13, 83, 45, 23, 13, 16, 19, 4, 4, 4, 3, 4, 8, 49, 325, 1938, 3086, 471, 104, 13, 6, 8, 7, 22, 8, 43, 49, 66, 38, 23, 21, 18, 5, 9, 11, 9, 9, 2, 4, 11, 22, 36, 16, 6, 1, 0, 1, 1, 11, 182, 332, 582, 408, 48, 11, 2, 0, 0, 1, 0, 1, 3, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 5, 6, 0, 0)

### # Encontrar modelo e fazer previsão

require(forecast)

library(forecast)

```
dados1=read.table("dadostotais.txt", header = FALSE)
dados2= as.matrix(dados1)
i = 0
   #print(ts(dados2[,i], start=2008, freq=36))
for(i in 1:109){
    analise = ts(dados2[,i], start=2008, freq=36)
    modelo=auto.arima(analise,seasonal = TRUE)
    previsao=forecast(modelo,h=12)
    print(previsao[2])
    print(previsao[4])
}
   \# Script Mapa cluster
   \# 2008 à Março 2019
require(XML)
require(maptools)
require(RColorBrewer)
$file="Minas_Gerais_Municipios.shp"
mapaMG=readShapeSpatial(file)
A=read.table("cod_mun.txt",header=F)
n_row=length(A[,1])
n_col=length(A)
cod_mun=matrix(0,nrow=n_row,ncol=n_col)
for(i in 1:length(A)){
    cod_mun[,i]=A[,i]
}
```

#### A=0

```
cluster=c(608, 550, 466, 458, 602, 286, 580, 2, 109, 437, 555, 535, 194, 105,
294, 353, 209, 626, 79, 743, 545, 35, 525, 233, 260, 790, 75, 551, 354, 172,
503, 581, 504, 43, 343, 721, 490, 625, 271, 290, 137, 783, 306, 406, 277, 690,
476, 470, 447, 383, 248, 418, 55, 703, 577, 211, 637, 155, 477, 425, 198, 809,
622, 72, 686, 739, 342, 741, 760, 725,815, 400, 844, 430, 572, 381, 462, 206,
218, 66, 770, 706, 338, 97,696, 675, 391, 42, 491, 644, 344, 46, 802, 720,
183, 646, 366, 659, 56, 201, 126, 803, 379, 520, 53, 86, 228, 628, 291)
mapaMG2=mapaMG[
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[1],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[2],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[3],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[4],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[5],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[6],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[7],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[8],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[9],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[10],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[11],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[12],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[13],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[14],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[15],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[16],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[17],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[18],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[19],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[20],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[21],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[22],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[23],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[24],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[25],2]|
```

mapaMG\$COD==cod\_mun[cluster[26],2]|

```
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[27],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[28],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[29],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[30],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[31],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[32],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[33],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[34],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[35],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[36],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[37],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[38],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[39],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[40],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[41],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[42],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[43],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[44],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[45],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[46],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[47],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[48],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[49],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[50],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[51],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[52],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[53],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[54],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[55],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[56],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[57],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[58],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[59],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[60],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[61],2]|
```

```
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[62],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[63],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[64],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[65],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[66],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[67],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[68],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[69],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[70],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[71],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[72],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[73],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[74],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[75],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[76],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[77],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[78],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[79],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[80],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[81],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[82],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[83],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[84],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[85],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[86],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[87],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[88],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[89],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[90],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[91],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[92],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[93],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[94],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[95],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[96],2]|
```

```
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[97],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[98],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[99],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[100],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[101],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[102],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[103],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[104],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[105],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[106],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[107],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[108],2]|
mapaMG$COD==cod_mun[cluster[109],2],]
plot(mapaMG,border="black")
plot(mapaMG2,add=TRUE,col="red")
cluster=c(109, 555, 35, 209, 353, 105, 790, 294, 625, 458, 550, 306, 406, 137,
580, 476, 743, 55, 690, 271, 577, 608, 198, 233, 637, 535, 354, 602, 551, 290,
741, 430, 844, 194, 418, 391, 696, 66, 470, 286, 72, 437, 343, 675, 206, 622,
739, 504, 466, 342, 770, 803, 525, 462, 383, 338, 721, 659, 201, 97, 520, 526,
628, 79, 381, 581, 211)
mapaMG2=mapaMG[
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[1],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[2],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[3],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[4],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[5],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[6],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[7],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[8],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[9],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[10],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[11],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[12],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[13],2]|
```

```
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[14],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[15],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[16],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[17],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[18],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[19],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[20],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[21],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[22],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[23],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[24],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[25],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[26],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[27],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[28],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[29],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[30],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[31],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[32],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[33],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[34],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[35],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[36],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[37],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[38],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[39],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[40],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[41],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[42],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[43],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[44],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[45],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[46],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[47],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[48],2]|
```

```
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[49],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[50],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[51],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[52],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[53],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[54],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[55],2
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[56],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[57],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[58],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[59],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[60],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[61],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[62],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[63],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[64],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[65],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[66],2]|
mapaMG2$COD==cod_mun[cluster[67],2],]
plot(mapaMG,border="black")
plot(mapaMG2,add=TRUE,col="yellow")
cluster=c(526)
mapaMG3=mapaMG[
mapaMG3\$COD==cod_mun[cluster[1], 2], ]
plot(mapaMG,border="black")
plot(mapaMG2,add=TRUE,col="red")
plot(mapaMG3,add=TRUE,col="yellow")
plot(mapaMG4,add=TRUE,col="magenta")
```