

INFLUÊNCIA DO CLIMA NA INCIDÊNCIA DE DOENÇAS CAUSADAS PELO *Aedes Aegypti* NO MUNICÍPIO DE MANAUS-AM, BRASIL

Priscila Soares dos Santos¹, Fernanda Cigainki Lisbinski², Beatriz Rezzieri Marchezini³ e Andreia Cristina de Oliveira Adami⁴

Resumo: A Dengue, a Zika e a Chikungunya são exemplos de arboviroses transmitidas pelo mosquito *Aedes aegypti* que acarretam elevados custos econômicos e sociais para uma determinada localidade e que se associam a condições climáticas favoráveis para a proliferação do mosquito. Diante disso, o objetivo do estudo é analisar a contribuição das variáveis climáticas na incidência de casos dessas doenças no município de Manaus-AM. Para isso, foram utilizados os dados mensais compreendendo o período de 2017 a 2020 e estimado um Modelo Vetorial de Correção de Erros (VECM) da série temporal mensal. Ademais, foi aplicado um Modelo Autoregressivo de Médias Móveis com variáveis exógenas (ARIMAX). A previsão realizada sugere aumento dos casos de Dengue nos meses que compreende o período de novembro a abril, os quais coincidem com o período de verão e maior incidência de chuvas. Já as estimativas do VECM, indicaram que as variáveis temperatura máxima e precipitação pluviométrica influenciam significativamente e positivamente no número de casos das doenças analisadas.

Palavras-chave: Dengue; Zika; Chikungunya; ARIMAX; Modelo Vetorial de Correção de Erros (VECM).

Classificação JEL: C22, I10, I18.

Área de submissão: Área 8 – Questões urbanas e metrópoles.

Abstract: Dengue, Zika and Chikungunya are examples of arboviruses transmitted by the *Aedes aegypti* mosquito that instill high economic and social costs for a given locality and which are associated with favorable climatic conditions for mosquito proliferation. Therefore, the aim of the study is to analyze the contribution of climatic variables in the incidence of cases of these diseases in the municipality of Manaus-AM. For this, monthly data were used comprising the period from 2017 to 2020 and estimated a monthly time series Vector Error Correction Model (VECM). In addition, an Autoregressive Model of Moving Averages with exogenous variables (ARIMAX) was applied. The forecast suggests an increase in dengue cases in the months from November to April, which coincide with the summer period and higher incidence of rainfall. On the other hand, the estimates of the VECM indicated that the variables maximum temperature and rainfall significantly influence and positively in the number of cases of the diseases analyzed.

Keywords: Dengue; Zika; Chikungunya; ARIMAX; Vector Error Correction Model (VECM).

Classificação JEL: C22, C53, I31, R10.

1 INTRODUÇÃO

A Dengue, a Zika e a Chikungunya são exemplos de arboviroses, transmitidas pela picada da fêmea do mosquito *Aedes Aegypti*, que ainda não contam com antivirais específicos para tratamento e nem vacinas como forma de prevenção. Desta forma, os mecanismos preventivos dessas enfermidades através do controle do mosquito vetor é de grande interesse das autoridades, visto que essas arboviroses são responsáveis por grandes ônus econômicos para a sociedade e são capazes de influenciar de forma negativa a qualidade de vida da

^{1, 2, 3, 4} Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz da Universidade de São Paulo (ESALQ/USP).

população. Com maior incidência principalmente em regiões tropicais (BARRETO *et al.*, 2008; RIBEIRO *et al.*, 2006), a preocupação com as condições climáticas e a proliferação do *Aedes Aegypti* vem ganhando espaço na agenda de pesquisa.

As características ambientais e climáticas dos países tropicais os tornam grandes “alvos” de proliferação do mosquito e da possibilidade da ocorrência de epidemias das doenças. Diversos autores vêm analisando, principalmente através de ferramentas de análises de séries temporais, a influência de fatores associados às condições climáticas na incidência de casos de Dengue e outras doenças infecciosas (TULADHAR *et al.*, 2019, KOOPMAN *et al.*, 1991; NAING ET *al.*, 2002; PROMPROU *et al.*, 2006). O Brasil já passou por diversas epidemias de Dengue e, mais recentemente, precisou lidar também com epidemias de Zika e Chikungunya. De acordo com as informações do Ministério da Saúde, em 2016 foram registrados cerca de 215.319 casos de Zika e 271.824 de Chikungunya (BRASIL, 2017b). Nos últimos anos, vêm chamando a atenção as ocorrências dessas doenças no município de Manaus no Amazonas, localizado na região Norte do país. A preocupação aumenta ao se levar em consideração às características climáticas e socioambientais da região.

De acordo com os dados da Secretaria Municipal de Saúde (SEMSA) de Manaus, em 2020 os casos confirmados de Dengue cresceram cerca de 200% quando comparado a 2019. Somente no primeiro semestre de 2019, o número de casos de Dengue registrado no município foi de 173; já em 2020 no mesmo período, a capital apresentou 525 confirmações, representando um aumento de 203,5%, demonstrando a gravidade da situação (SEMSA, 2020).

A situação torna-se ainda mais preocupante, pois o clima tropical úmido de Manaus, com temperaturas elevadas e alta umidade, favorece a proliferação do mosquito *Aedes Aegypti* e o aumento dos casos das três doenças. Além disso, a presente crise da saúde mundial provocada pelo novo coronavírus, desencadeou um colapso no sistema de saúde no município em janeiro de 2021 e Bezerra *et al.* (2020) evidenciaram que o estado do Amazonas possui um baixo índice de infraestrutura da saúde. Essas evidências podem indicar a precariedade do sistema de saúde no município de Manaus e a atenção que precisa ser dada à prevenção de epidemias. Assim, justifica-se a necessidade de uma investigação sobre o comportamento das ocorrências de doenças causadas pelo mosquito *Aedes aegypti* nessa localidade.

Diante do exposto, o objetivo deste trabalho é o de analisar a influência do clima na incidência de doenças causadas pelo *Aedes Aegypti* no município de Manaus. Para isso, desenvolveu-se uma análise de previsão dos casos de Dengue, Chikungunya e Zika Vírus para o município; e, realizou-se a estimação de um Modelo Vetorial de Correção de Erros (VECM) para verificar o efeito das variáveis climáticas, temperatura máxima e precipitação, sobre o número de casos das três doenças analisadas. A análise compreende o período de janeiro de 2017 a dezembro de 2020 e foram utilizados os dados disponíveis pelo Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde do Brasil (DATASUS) para toda as doenças analisadas. Destaca-se que as previsões de ocorrências dessas doenças com os modelos de séries temporais têm sido correlacionadas às condições climáticas e gerando resultados satisfatórios que auxiliam as políticas públicas no processo de decisão de controle dos casos. Phung *et al.*, (2015) adicionam que modelos de previsão podem ser válidos no controle e acionamento de políticas públicas para tais epidemias.

Destaca-se que este trabalho se diferencia dos demais presentes na literatura ao apresentar uma análise das três doenças: Dengue, Chikungunya e Zika Vírus para o município de Manaus, fazendo uma análise de previsão por meio do método ARIMAX e utilizando um Modelo Vetorial de Correção de Erros (VECM) para verificar a influência de variáveis climáticas sobre o número de casos das doenças analisadas, algo ainda não desenvolvido pela literatura acadêmica para a região em questão. Além desta seção introdutória, o artigo apresenta uma revisão de literatura na segunda seção, a metodologia adotada na Seção 3, a discussão e os resultados obtidos na quarta seção e, por fim, na quinta seção, a conclusão do estudo.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Esta seção é apresentada em subseções, de modo que a primeira subseção discorre acerca dos custos econômicos associados às doenças causadas pelo *Aedes Aegypti*, enquanto na segunda subseção são apresentadas algumas evidências existentes na literatura acerca do efeito do clima na incidência dessas doenças.

2.1 O CUSTO ECONÔMICO DAS DOENÇAS CAUSADAS PELO *Aedes Aegypti* NO BRASIL

As doenças causadas pelo mosquito *Aedes Aegypti*, além do impacto negativo nas condições de saúde daqueles que contraem as doenças, associam-se também, a um certo ônus econômico com o qual as localidades afetadas precisam lidar. Os custos econômicos advindos dessas doenças podem se apresentar tanto nos esforços para o combate à proliferação do mosquito e pelos gastos gerados ao sistema de saúde em prol do atendimento dos doentes, quanto pela perda produtiva de mão-de-obra de pessoas economicamente ativas. Segundo Donalísio *et al.* (2017), alguns sintomas das doenças associadas às arboviroses podem durar semanas ou meses e interferir nas atividades laborais, sendo que algumas síndromes podem ainda gerar incapacidades permanentes.

Em nível Federal, o Brasil conta com o Programa Nacional de Controle da Dengue e com o Programa Nacional de Apoio ao Combate às Doenças Transmitidas pelo Aedes (Pronaedes), cujos objetivos são, respectivamente, o controle do *Aedes Aegypti* e o financiamento de projetos para combater a proliferação das doenças transmitidas pelo mosquito. O valor reportado pelo Governo Federal para aquisição de inseticidas e larvicidas para o combate ao mosquito foi de R\$ 78,6 milhões no ano de 2016, mas Teich *et al.* (2018), ao estimarem custos diretos e indiretos das doenças transmitidas pelo *Aedes Aegypti*, verificaram que os custos totais para o manejo das arboviroses chegaram a R\$ 2,3 bilhões em 2016, correspondendo a 2% do orçamento previsto para a saúde naquele ano. Na análise dos autores, o estado do Amazonas obteve um custo total com a doença de R\$ 41.656.417 milhões. Ademais, os autores verificaram ainda que a perda de produtividade advinda da infecção e das consequências dessas doenças é de cerca de R\$ 431 milhões ao ano (TEICH *et al.*, 2018).

A arbovirose causada pelo *Aedes Aegypti* mais comum no Brasil é a Dengue, onde a intensa circulação viral com epidemias explosivas teve seu início a partir da década de 1980 e cuja proliferação vem aumentando nas últimas décadas (BRAGA; VALLE, 2007). Segundo Sheppard *et al.* (2011), no que diz respeito aos custos com a Dengue, o Brasil foi o país do hemisfério ocidental com os maiores gastos anuais no período de 2000 a 2007 direcionados à doença, além de ter o maior custo associado ao manejo da doença das Américas. Torres e Castro (2007) explicam que, em algumas regiões, como no caso das Américas, as perdas econômicas causadas pela Dengue se assemelham às perdas de doenças como malária e tuberculose.

A Chikungunya, por sua vez, teve suas primeiras infecções identificadas no Brasil em 2014 nas regiões Norte e Nordeste do país (NUNES *et al.*, 2015). Segundo informações do Ministério da Saúde, cerca de 38.499 casos de Chikungunya foram registrados no Brasil em 2015 e 271.824 casos em 2016 (BRASIL, 2017b). Essa doença, além do quadro febril similar ao da Dengue, ocasiona ainda fortes dores nas articulações. Esses sintomas podem evoluir para a chamada fase crônica da doença e perdurar por até três anos. Apesar de não ser uma doença associada à altas taxas de letalidade, apresentam altas taxas de morbidade relacionadas às dores articulares persistentes e até mesmo destrutivas, que podem afetar tanto a qualidade de vida do paciente, quanto a perda de produtividade e a oferta de trabalho (BRASIL, 2017a; TEICH *et al.*, 2018).

As infecções por ZIKV, ou Zika Vírus, foram observadas a partir de 2016, onde cerca de 215.319 casos prováveis foram relatados no país (BRASIL, 2017a). A Zika é uma doença que acarreta custos econômicos e sociais a curto e longo prazo, na medida em que é uma enfermidade caracterizada por quadros que duram poucos dias com sintomas de febre, conjuntivite, astenia, cefaleia, dentre outros, mas também que pode levar a chamada síndrome de Guillain-Barré, uma doença autoimune que provoca fraqueza muscular generalizada e paralisia (LIMA-CAMARA, 2016). Além disso, conforme salientam Araújo *et al.* (2017), destaca-se a relação entre a infecção pelo Zika Vírus em gestantes e a incidência da síndrome congênita do Zika, que pode causar microcefalia nos recém-nascidos. Desta forma, além dos custos gerados no sistema de saúde para tratar os casos da doença, as consequências das infecções por ZIKV podem gerar custos para a sociedade por um longo período.

Diante do exposto, observa-se o grande ônus econômico e social ocasionado pelas infecções oriundas do *Aedes Aegypti* em que uma localidade pode estar exposta. Como as doenças causadas pelos vetores ainda não possuem vacinas para prevenção ou antivirais específicos para o tratamento, a forma de controlar a doença é por meio do combate à população dos mosquitos (AL-MUHANDIS; HUNTER, 2011). Estima-se que as condições climáticas podem influenciar no número de casos dessas doenças, na medida em que o *Aedes Aegypti* é um mosquito vetor que necessita de água parada para se reproduzir e temperatura ambiente para se desenvolver (PATZ *et al.*, 2008). Assim, localidades com elevadas temperaturas, umidade e precipitação podem ser ambientes propícios à proliferação do vetor. O município de Manaus, no estado do Amazonas, é uma localidade caracterizada por elevadas temperaturas anuais e de clima úmido, o que eleva a preocupação com a propagação das doenças. A relação já apontada na literatura acerca do clima e da incidência das doenças analisadas nesta pesquisa são apresentadas a seguir.

2.2 CONDIÇÕES CLIMÁTICAS E A INCIDÊNCIA DAS ARBOVIROSES

O grande atingimento da Dengue em países tropicais levantou o interesse de pesquisadores para buscar associações existentes entre condições climáticas e a proliferação do mosquito *Aedes Aegypti*. De acordo com Ribeiro *et al.* (2006), as características ambientais e climáticas existentes nos países tropicais, como o nível de chuva e a temperatura, torna-os suscetíveis à proliferação do vetor e às epidemias das doenças por ele causadas.

Na literatura internacional, Hurtado-Díaz *et al.* (2007) avaliaram o impacto de variáveis meteorológicas e indicadores climáticos associados à incidência de Dengue em dois municípios do estado de Veracruz, no México, e, através de uma análise de séries temporais, observaram que o aumento da temperatura da superfície do mar e das chuvas influenciou positivamente o número de casos da doença. Patz *et al.* (1998) chamou a atenção para o aumento de potencial epidêmico dos casos de Dengue em um cenário de possível mudança climática, ao realizar uma projeção até 2050.

Pinto *et al.* (2011) estimaram que a variável temperatura foi a melhor preditora para explicar o aumento do número de casos de Dengue em Cingapura. Banu *et al.* (2014), ao projetarem o impacto de longo prazo do clima sobre a transmissão de Dengue em Dhaka, Bangladesh, evidenciaram que variáveis climáticas como temperatura e umidade se associaram positivamente à transmissão da doença. Roiz *et al.* (2015) mostraram ainda que chuvas intensas aumentam o risco de transmissão de arboviroses no sul da França. No caso da Zika, Harris *et al.* (2019) observaram que a temperatura, a precipitação e a umidade do ar são importantes variáveis preditoras da quantidade de infecções na América Latina.

No contexto brasileiro, Gomes, Nobre e Cruz (2012) concluíram que o clima é um fator crítico que facilita o risco de epidemias na transmissão da Dengue e evidenciaram que um aumento de 1° C na temperatura mínima está associado a um aumento de 45% nos casos de

Dengue, enquanto um aumento de 10mm na precipitação são capazes de aumentar em 6% os casos de Dengue no Rio de Janeiro. Fuller *et al.* (2017) também evidenciaram o caráter ecológico do mosquito vetor ao observarem associação positiva temporal entre a precipitação e ocorrência de epidemias de Zika e Chikungunya nos municípios do Rio de Janeiro. Pereda e Alves (2016) indicam que as chuvas durante o verão aumentam o risco de Dengue no Brasil e que caso haja mudança climática futura conforme o esperado pelos autores, as áreas centro-sul do Brasil terão os riscos de incidência de Dengue aumentados.

Em Manaus, no estado do Amazonas, Santos (2016), a partir de uma análise documental e descritiva da situação climática e epidemiológica do município, concluiu que a temperatura, as chuvas e o descarte de resíduos são importantes condicionantes socioambientais da epidemia de Dengue na região. Souza e Costa (2017) afirmam que a faixa de temperaturas da cidade, entre 25°C e 30°C apresentam condições ideais para a sobrevivência e proliferação do *Aedes aegypti*.

Com a finalidade de verificar a influência de variáveis climáticas sobre a ocorrência de doenças causadas pelo mosquito vetor em Manaus, foram realizados os procedimentos metodológicos apresentados a seguir.

3. METODOLOGIA

Para o desenvolvimento deste trabalho, foram utilizados dados disponibilizados pelo Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde do Brasil (DATASUS) e pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), para realizar, inicialmente, uma análise de previsão de casos de Dengue, Chikungunya e Zika Vírus, para o município de Manaus, e posteriormente estimar um Modelo Vetorial de Correção de Erros (MVCE) para verificar o impacto das variáveis climáticas, temperatura máxima e precipitação, sobre o número de casos das três doenças analisadas. As séries são compostas por dados mensais compreendendo o período de 2017 a 2020. Assim, no próximo tópico, discute-se a utilização do método para a análise de previsão, e posteriormente, discute-se o modelo a ser estimado.

3.1 O Modelo ARIMA

Para a definição do modelo ARIMAX utilizado nesta pesquisa, faz-se necessário, inicialmente, apresentar brevemente uma formulação mais simplista do modelo denominado como ARIMA. O método de Box e Jenkins ou modelo *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) trata-se da formulação de um processo gerador de dados atrelado à uma estrutura temporal, fazendo uso apenas da variável dependente e suas respectivas defasagens, sem, obrigatoriamente, incorporar qualquer relação econômica para explicar a variável dependente. Sendo assim, este modelo trata-se da estimação da regressão da variável dependente em função das suas próprias defasagens, onde p são os termos autorregressivos, e q são os termos da média móvel (BOX; JENKINS, 1976).

Esse modelo é composto, basicamente, pela união de processos Autorregressivos (AR) e de Médias Móveis (MA). Diante disso, MORETTIN (1990, p. 75), descreve o modelo ARIMA (p, d, q) com a seguinte estrutura (Equação 1):

$$\phi(B)\tilde{X}_t = \theta(B)\varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim RB(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (1)$$

em que \tilde{X}_t é a diferença da série temporal não estacionária X_t ($\tilde{X}_t = X_t - X_{t-1} = \Delta^d X_t$; $\Delta^d = (1 - B)$); ε_t é o termo aleatório com média zero e variância constante (σ_ε^2); $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$, $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$; e B é o operador de transição para valores passados. Assim, o modelo descrito na equação (1) supõe que a d -ésima diferença

da série não estacionária X_t apresenta estacionariedade e, dessa forma, poderá ser representada por um modelo ARMA (p, q).

Os métodos ARIMA (p, d, q) são modelos que seguem um processo iterativo composto pelas etapas de: identificação, com base nas funções de autocorrelação (FAC) e FAC parcial (FACP); estimativa; diagnóstico do modelo; e, previsão, onde “p” são os parâmetros dos números de defasagem, “d” refere-se ao grau de diferenciação e “q” é a ordem de média móvel do modelo (BOX; JENKINS, 1976). Caso verifique-se a inadequação do modelo, inicia-se o ciclo de identificação, estimação e diagnóstico do modelo novamente, até que se encontre a representação adequada.

3.2 O Modelo ARIMAX

O modelo ARIMAX (p, d, q, r) é um modelo autorregressivo multivariado, que possibilita a análise de mais de uma variável correlacionada a previsão de X_t . A representação ARIMAX tem a capacidade de representar processos lineares estacionários e processos lineares não estacionários homogêneos com entradas exógenas (FACCIN, 2014). O modelo ARIMAX foi proposto por Box e Tiao (1975), e pode ser definido pela seguinte estrutura (Equação 2):

$$\phi(B)\nabla^d y_t = \mu + \theta(B)x_t + \theta(B)\varepsilon_t \quad (2)$$

em que B representa o operador de deslocamento temporal para defasagens anteriores; ∇^d é o operador de diferenciação $(1 - B)^d$; $\phi(B) = 1 - \sum_{i=1}^p \phi_i B^i$ é um polinômio autorregressivo de ordem p ; $\theta(B) = 1 - \sum_{i=1}^q \theta_i B^i$ é um polinômio de média móvel de ordem q ; e, x_t é uma raiz de variáveis exógenas.

Jalalkamali *et al.*, (2015) afirmam que a vantagem de se trabalhar com o modelo ARIMAX é a possibilidade de inclusão de preditores lineares em sua estrutura, o que torna a previsão estimada mais precisa. Segundo Yang *et al.* (2017), para se realizar uma análise de previsão é necessário realizar as seguintes etapas: testar a estacionariedade da série utilizada; analisar as características das séries de respostas, verificando a função de auto correlação (FAC) e a função de auto correlação parcial (FACP), para posterior estimação dos parâmetros p , d e q ; estimar os parâmetros do modelo e testar a significância destes, além das séries residuais; verificar as séries de entradas e as séries de resposta; estimar o coeficiente de correlação cruzada entre as séries para estabelecer o modelo ARIMAX; e, realizar o diagnóstico do modelo.

Sendo assim, destaca-se que nesta pesquisa utilizou-se o modelo ARIMAX, pois o objetivo é realizar a análise de previsão dos casos de Dengue, Chikungunya e Zika Vírus, para o município de Manaus, tomando como variáveis exógenas as médias de temperatura máxima e a precipitação. As variáveis foram selecionadas seguindo as evidências já apontadas na literatura.

3.2.1 Procedimento econométrico adotado para a estimação do ARIMAX

Para verificar a estacionariedade das variáveis o primeiro teste realizado foi o teste de raiz unitária ADF-GLS, desenvolvido por Elliott, Rothenberg e Stock (1992). Neste teste a rejeição da hipótese nula indica a ausência de raiz unitária, caso contrário a série não é estacionária (ENDERS, 2010). Além deste teste, realizou-se ainda, os testes KPSS de Kwiatkowski *et al.* (1992) e Phillips-Perron (1988) para comprovar os resultados encontrados, pois a presença de raiz unitária pode levar a uma relação econométrica estimada a ser espúria. No teste KPSS, a hipótese nula indica estacionariedade da série. Posteriormente realizou-se o teste não paramétrico de Kruskal-Wallis para verificar a sazonalidade das séries, neste teste a hipótese nula indica a ausência de sazonalidade (KRUSKAL; WALLIS, 1952). Destaca-se que

a correção de modelos com componentes sazonais pode ser feita ao utilizar variáveis *dummies* ou aplicando a primeira diferença (MORETTIN, 1985; ENDERS, 2010).

Após a realização dos testes verificou-se a função de auto correlação (FAC) e a função de auto correlação parcial (FACP), para posterior estimação dos parâmetros p , d e q do modelo ARIMAX estimado. O diagnóstico do modelo foi realizado usando os Critérios de Informação Bayesianos (BIC) e Critério de Informação Akaike (AIC), onde o melhor modelo considerado é aquele que apresenta o menor valor de BIC e AIC, por fim realizou-se a estimação do modelo para cada doença selecionada nesta pesquisa.

Após a apresentação do procedimento econométrico adotado para a estimação do modelo de previsão, parte-se para a descrição do modelo de regressão a ser utilizado.

3.3 O MODELO ECONOMÉTRICO UTILIZADO

Nesta pesquisa foram utilizados dados disponibilizados pelo DATASUS e pelo INMET. As séries são compostas por dados mensais compreendendo o período de 2017 a 2020, contendo, portanto, 48 observações. Os dados horários disponibilizados pelo INMET foram agrupados para a obtenção de médias diárias e posteriormente realizou-se a média mensal.

Os modelos a serem utilizados nesse trabalho são do tipo log – log e podem ser expressos, genericamente, pela seguinte forma:

$$\lnDengue_{it} = \alpha_0 + \beta_1 \lnprecipita_{it} + \beta_2 \lnmax_{it} + u_{ijt} \quad (3)$$

$$\lnChikungunya_{it} = \alpha_0 + \beta_1 \lnprecipita_{it} + \beta_2 \lnmax_{it} + u_{ijt} \quad (4)$$

$$\lnZika_{it} = \alpha_0 + \beta_1 \lnprecipita_{it} + \beta_2 \lnmax_{it} + u_{ijt} \quad (5)$$

Em que: \lnDengue_{it} , representa o logaritmo de casos mensais de Dengue em Manaus; \lnChikungunya_{it} , representa o logaritmo de casos mensais de Chikungunya em Manaus; \lnZika_{it} , representa o logaritmo de casos mensais de Zika Vírus em Manaus; ; α_0 representa a constante do modelo de regressão; \lnprecipita_{it} , se refere ao logaritmo da média de precipitação mensal de Manaus; \lnmax_{it} se refere ao logaritmo da média da temperatura máxima mensal de Manaus.

Os sinais esperados dessas variáveis, de acordo com literatura que versa sobre o assunto, encontram-se descritos no Quadro 1, bem como as suas fontes de dados.

Quadro 1 – Sinais esperados pelas variáveis do modelo

Variável	Descrição	Sinal Esperado	Base Teórica
\lnDengue_{it}	Número de casos mensais de Dengue em Manaus	Variável Dependente	Hurtado-Díaz et al. (2007); Pinto et al. (2011); Gomes; Nobre; Cruz (2012); Banu et al. (2014).
\lnChikungunya_{it}	Número de casos mensais de Chikungunya em Manaus	Variável Dependente	Roiz et al. (2015); Fuller et al. (2017).
\lnZika_{it}	Número de casos mensais de Zika Vírus em Manaus	Variável Dependente	Fuller et al. (2017); Harris; Caldwell; Mordecai (2019).
\lnprecipita_{it}	Média de precipitação mensal de Manaus	(+)	Hurtado-Díaz et al. (2007); Gomes; Nobre; Cruz (2012); Banu et al. (2014); Roiz et al. (2015); Harris, Caldwell, Mordecai(2019).

$ln\text{max}_{it}$	Média da temperatura máxima mensal de Manaus	(+)	Hurtado-Díaz et al. (2007); Pinto et al. (2011); Banu et al. (2014); Harris; Caldwell; Mordecai (2019).
---------------------	--	-----	---

Fonte: Elaborado pelos autores, 2021.

Destaca-se que se as séries utilizadas apresentarem raiz unitária, faz-se necessário a realização do teste de cointegração de Johansen, e somente se as séries forem cointegradas, pode-se fazer uso do Modelo de Correção de Erros para estimar os modelos propostos.

3.4 A COINTEGRAÇÃO E O MODELO VETORIAL DE CORREÇÃO DE ERROS

3.4.1 Cointegração

Uma série temporal x_t é integrada de ordem p , $I(p)$, quando a série possui uma representação estacionária do tipo ARMA após sofrer diferenciação p vezes. Já, um vetor de séries temporais X_t , é cointegrado de ordem $(p - q)$, $CI(p - q)$, se todas as séries que compõem esse vetor são cointegradas de ordem p , mas uma combinação linear daquelas séries é integrada de ordem $(p - q)$, em que $q > 0$ (ENGLE E GRANGER, 1987).

Assim, se um vetor X_t for composto pelas séries $[x_t, y_t]$, as séries serão cointegradas se ambas forem integradas de mesma ordem p e se existir uma constante b de modo que a combinação linear μ_t entre a séries a partir de

$$y_t = bx_t + \mu_t \quad (6)$$

seja cointegrada de ordem $p - q$, $I(p - q)$. Dessa forma, se esse for o caso, a relação $y_t = bx_t$, apresenta uma relação de equilíbrio de longo prazo, que tende a se reestabelecer após qualquer desequilíbrio causado por um choque, caso contrário, se as séries não apresentarem essa relação de cointegração as séries x_t e y_t não serão cointegradas e tenderão a se distanciar uma da outra ao longo do tempo e x_t não terá muito valor ao explicar o comportamento de y_t .

O teste de cointegração realizado neste trabalho foi o teste de Johansen (1991). Para realizar a análise de cointegração, considera-se um Vetor Auto-regressivo (VAR) com mecanismo de correção de erros (VECM) para um vetor de variáveis endógenas, reparametrizado, conforme:

$$\Delta X_t = \mu_0 + \mu_1 t + \Pi_k X_{t-1} \varepsilon_t + \sum_{i=1}^{k-1} \Gamma_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (7)$$

onde $\varepsilon_t \sim Niid(0, \Sigma)$, isto é, os resíduos do VAR devem ser independentes e normalmente distribuídos. A análise de cointegração de Johansen (1991), é realizada, utilizando testes sobre a matriz de coeficientes das variáveis em nível defasadas de um período, Π , que representa as propriedades de longo prazo do sistema, enquanto que Γ_i com $i = 1, \dots, k - 1$, se referem ao comportamento dinâmico de curto prazo, sendo k a ordem do modelo auto-regressivo. Para testar a existência e o número de vetores cointegrados, Johansen (1991), propõe a utilização de duas estatísticas: a do traço e a do máximo autovalor.

No caso da metodologia de Johansen é necessário determinar a(s) ordem (ns) da(s) defasagem (ns) das variáveis, pois ao utilizar um número suficiente de defasagens, torna-se possível a obtenção de uma estrutura de resíduos estacionários. Para decidir o número de defasagens que devem ser aplicadas para ter uma estrutura de ruído branco, utilizou-se neste trabalho, os critérios AIC (*Akaike Information Criterion*) e de SBC (*Schwarz Bayesian Criterion*) e o HQIC (*Hannan-Quinn information criterion*).

3.4.2 O Modelo de Correção de Erros

Os Modelos de Correção de Erros são utilizados para identificar a provável existência de relação de longo prazo entre as variáveis. Neste estudo, analisou-se os relacionamentos de longo prazo entre as variáveis dependentes (Dengue, Zika Vírus e Chikungunya) e as demais variáveis explicativas (temperatura máxima e precipitação), através de um MVCE ou VECM. O VECM pode ser utilizado no lugar do VAR em uma análise multivariada quando as séries são não estacionárias e cointegradas.

Segundo Engle e Granger (1987), o modelo de correção de erros é uma forma de conciliar o comportamento de curto e longo prazo de uma determinada variável econômica. O teorema de representação de Granger, afirma que quando duas variáveis x_t e y_t são cointegradas, a relação de longo prazo existente entre ambas tenderá a se reestabelecer após qualquer desequilíbrio sofrido por um choque, de modo que quaisquer desvios de equilíbrio em um período serão corrigidos, parcialmente, no período seguinte. Assim, alterações em x_t e y_t no período corrente são determinadas, em parte, por erros (desvios) em relação ao equilíbrio em períodos anteriores. Diante disso, uma correta descrição da dinâmica de curto prazo requer a construção de um modelo de mecanismo de correção de erro, relacionando as variações observadas no período corrente, isto é, na variável y_t e x_t , considerando, não apenas as variações passadas em y_t e x_t , mas também a erros passados.

Tomando como base a equação de cointegração (6), então o termo μ_t é o desvio em relação ao equilíbrio de longo prazo. Assim, os resíduos desta equação podem ser utilizados como o termo de correção de erro ao realizar a especificação dinâmica. A partir disso, o modelo de correção de erros pode ser descrito, genericamente, da seguinte forma:

$$d(y_t) = \alpha_1 + \sum_{i=1}^r \beta_i d(y_{t-i}) + \sum_{j=0}^s \Gamma_j d(x_{t-j}) + \delta_t \mu_{t-1} + v_t \quad (8)$$

Conforme apontado anteriormente, para definir os valores de r e s , o número de defasagens das variáveis y_t e x_t , que devem ser incluídas ao lado direito da equação, utilizou-se os critérios de AIC, HQIC e de SBC.

Segundo Harris (1995), a principal vantagem ao se utilizar um sistema em termos do modelo de correção de erro é o fato de que, nesse formato, incorporam-se informações tanto de curto quanto de longo prazo via ajustes nas variações em X_t .

4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

4.1 RESULTADOS DOS MODELOS DE PREVISÃO ESTIMADOS

Primeiramente foi necessário realizar os testes de raiz unitária, os quais encontram-se na Tabela 1. Os resultados para o teste de ADF – GLS, no qual a hipótese nula indica a presença de raiz unitária, apontou que nenhuma série apresentou estacionaridade. No teste de Phillips-Perron, no qual a hipótese nula, também, indica a presença de raiz unitária, as séries que apresentaram estacionaridade foram a série de $Zika_{it}$, $precipita_{it}$ ao nível de 5% e $tmax_{it}$ ao nível de 10%. Por fim, realizou-se o teste KPSS, considerado, dentre os testes utilizados o mais eficiente, pois trata-se de um teste unilateral (KWIATKOWSKI *et al.*, 1992), no qual a hipótese nula é a ausência de raiz unitária, este indicou que nenhuma série se demonstrou estacionária.

Diante disso, e considerando que dois dos testes analisados demonstraram que as séries são integradas de ordem I(1), para corrigi-las aplicou-se a primeira diferença para todas as séries, de modo que, todas as variáveis demonstraram-se estacionárias, e dessa forma pode-se

utilizar o MVCE, pois o fato de as mesmas possuírem a mesma ordem de integração é condição necessária para uso do MVCE.

Tabela 1 – Teste de Raiz Unitária Variáveis em Nível

Variáveis	Variáveis em Nível			Variáveis na Diferença		
	ADF GLS	– Phillips-Perron	KPSS	ADF - GLS	Phillips-Perron	KPSS
<i>Dengue_{it}</i>	-2.296	-2.555	0.531	-5.587	-5.409	0.032
<i>Chikungunya_{it}</i>	-2.331	-2.324	0.223	-3.784	-7.052	0.0442
<i>Zika_{it}</i>	-2.662	-3.006	0.373	-3.757	-8.348	0.0379
<i>precipita_{it}</i>	-1.789	-3.438	0.489	-4.475	-8.717	0.0217
<i>Tmax_{it}</i>	-2.125	-2.665	0.418	-5.550	-12.067	0.0181
Valores Críticos						
1%	-3.770	-3.600	0.216	-3.770	-3.600	0.216
5%	-3.247	-2.938	0.146	-3.247	-2.938	0.146
10%	-2.937	-2.604	0.119	-2.937	-2.604	0.119

Fonte: elaborado pelos autores com base nos dados da pesquisa, 2021.

Em seguida, realizou-se os testes de Kruskal-Wallis para verificar a presença de sazonalidade nas séries. Observou-se, portanto, que as variáveis *Chikungunya_{it}* e *Zika_{it}* apresentaram sazonalidade em sua série temporal, pois rejeitou-se a hipótese nula de não sazonalidade, conforme resultados disponíveis na Tabela 2.

Tabela 2 – Teste de Kruskal-Wallis

Variáveis	Kruskal-Wallis	
	Chi (2)	p-valor
<i>Dengue_{it}</i>	46.982	0.2757
<i>Chikungunya_{it}</i>	46.852	0.0049
<i>Zika_{it}</i>	46.923	0.0253
<i>precipita_{it}</i>	42.854	0.4733
<i>Tmax_{it}</i>	46.982	0.4733
<i>tmin_{it}</i>	46.982	0.4733

Fonte: elaborado pelos autores com base nos dados da pesquisa, 2021.

A análise da função de autocorrelação (FAC) e FAC parcial (FACP) das variáveis Dengue, Zika e Chikungunya, analisadas nesta pesquisa (Figura 1), demonstram que as séries temporais não apresentam um declínio acentuado, indicando que há possível presença de raiz unitária, corroborando com os resultados dos testes realizados. Além disso, observa-se uma possível presença de sazonalidade nas séries de Zika e Chikungunya, o que também corrobora com os testes anteriormente aplicados.

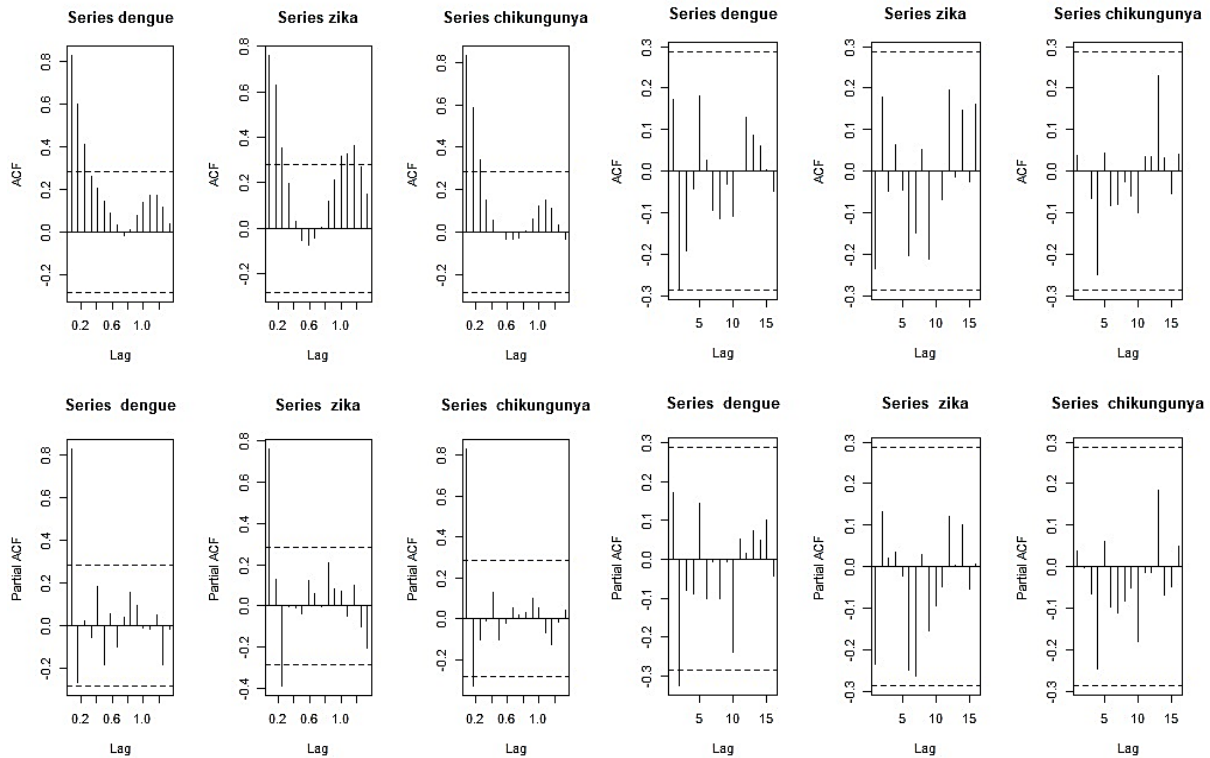


Figura 1 - Gráficos de função de autocorrelação (ACF) e ACF parcial das variáveis analisadas em nível.

Figura 2 - Gráficos de função de autocorrelação (ACF) e ACF parcial aplicando a primeira diferença nas variáveis analisadas.

Já a análise da FAC e FACP aplicando a primeira diferença nas variáveis Dengue, Zika Vírus e Chikungunya, analisadas nesta pesquisa (Figura 2), apontaram que para o modelo Dengue e Chikungunya a FACP sugere que p deve ser igual a 1 e a FAC sugere uma média móvel de ordem q igual a 1, já para o modelo Zika Vírus, a FACP e a FAC sugerem que p deve ser igual a 1, 2 ou 3 e a média móvel deve ser de ordem q igual a 1.

Diante disso, a Tabela 3 mostra os valores AIC e BIC para os modelos ARIMAX correspondentes a diferentes escolhas de p e q . Ressalta-se que diante da presença de raiz unitária aplica-se a primeira diferença, e que as variáveis Zika e Chikungunya apresentam sazonalidade na série temporal, esses aspectos devem ser considerados na estimação do modelo de previsão. Com base nisso, identificou-se que o melhor modelo a ser utilizado é o modelo ARIMAX, o qual realiza uma estimação multivariada considerando a sazonalidade do modelo e aplicando a diferença diante da presença da não estacionariedade das séries analisadas. Para a estimação do modelo, os resultados apontaram que o melhor estimador para a variável Dengue é o Modelo 2, para a variável Chikungunya é o Modelo 2 e para a variável Zika Vírus é o Modelo 3, descritos na Tabela 3.

Tabela 3 – Valores de AIC e BIC para os modelos ARIMAX correspondentes a diferentes escolhas de p , d , q

Dengue			
Modelo	Estimação	AIC	BIC
1	ARIMAX (1,1,1,2)	525.6602	540.2894
2	ARIMAX (2,1,1,2)	520.8826	530.8545
3	ARIMAX (3,1,1,2)	524.3106	531.7965
Chikungunya			

Modelo	Estimação	AIC	BIC
1	ARIMAX (1,1,1,2)	357.1064	366.2496
2	ARIMAX (2,1,1,2)	355.0214	367.8219
3	ARIMAX (3,1,1,2)	356.9897	371.6189
Zika Vírus			
Modelo	Estimação	AIC	BIC
2	ARIMAX (2,1,1,2)	399.4107	412.2112
3	ARIMAX (3,1,1,2)	393.1478	407.777
4	ARIMAX (4,1,1,2)	394.5753	411.0331

Fonte: elaborado pelos autores, 2021.

Na Tabela 4, apresentam-se as estimações das previsões das três doenças analisadas nesta pesquisa, considerando as variáveis exógenas temperatura máxima e precipitação, para um período de 18 meses, sendo janeiro de 2021 a junho de 2022.

Tabela 4 – Valores previstos para os casos de Dengue, Chikungunya e Zika Vírus (janeiro de 2021 a junho de 2022)

Período	Dengue	Chikungunya	Zika
jan/21	144,00	9,00	36
fev/21	130,00	8,00	36
mar/21	129,00	8,00	37
abr/21	138,00	9,00	37
mai/21	115,00	8,00	41
jun/21	113,00	8,00	41
jul/21	107,00	8,00	41
ag/2021	103,00	7,00	46
set/21	118,00	8,00	42
out/21	115,00	8,00	41
nov/21	132,00	8,00	40
dez/21	143,00	9,00	37
jan/22	101,00	8,00	39
fev/22	95,00	9,00	21
mar/22	106,00	8,00	40
abr/22	103,00	8,00	38
mai/22	102,00	8,00	39
jun/22	97,00	8,00	30

Fonte: elaborado pelos autores com base nos dados da pesquisa (2021).

Ao observar os resultados estimados pelo modelo de previsão (Tabela 4) é possível constatar que o período com maior incidência de Dengue compreende os meses de novembro a abril, os quais coincidem com o período de verão onde a temperatura é mais alta, bem como com o período de maior incidência de chuvas, o que vai ao encontro com as conclusões dos trabalhos de Gomes, Nobre e Cruz (2012), Fuller *et al.* (2017), Santos (2016), Pereda e Alves (2016) e Souza e Costa (2017) os quais indicam que as chuvas durante o verão aumentam o risco de Dengue no Brasil. Os casos de Chikungunya mantêm-se constantes durante o período analisado (entre 7 e 9 casos por mês). Os casos de Zika Vírus também mantem um padrão constante de casos, mantendo-se entre 31 e 46 casos por mês. Segundo Pereda e Alves (2016), um dos fatores que podem provocar o aumento da incidência de doenças arbovirose como a Dengue, Chikungunya e Zika Vírus são as mudanças climáticas.

4.2 O MODELO VETORIAL DE CORREÇÃO DE ERROS

Na Tabela 1 foi possível observar que todas as séries apresentaram a mesma ordem de integração, sendo essa uma das condições para uso do MVCE. No entanto, é necessário a existência de cointegração entre as séries, e para verificar isso utilizou-se a metodologia de Johansen (1988). Assim, o ajustamento do modelo VAR, em um primeiro momento, utilizando todas as variáveis, é feito com base nos critérios AIC, SBC e HQIC. Para os três modelos analisados nesta pesquisa, os critérios AIC, BIC e HQIC apontaram uma estrutura de no máximo 1 lag. Diante disso, o teste do traço e do autovalor máximo é mostrado na Tabela 5.

Tabela 5 – Resultados Teste do Traço e do Máximo Autovalor

Modelo 1 – variável dependente $\ln Dengue_{it}$						
Nº Integração	Teste do Traço			Teste do Máximo Autovalor		
	Autovalores	Estatística do Traço	Valor crítico 5%	Nº Integração	Estatística do Máx. autovalor	Valor crítico 5%
0	-	34.9701**	29.68	0	18.5220**	20.97
1	0.45913	16.4481**	15.41	1	10.4610**	14.07
2	0.22723	5.9871**	3.76	2	5.9871**	3.76
3	0.12754	-	-	3	-	-

Modelo 2 – variável dependente $\ln Chikungunya_{it}$						
Nº Integração	Teste do Traço			Teste do Máximo Autovalor		
	Autovalores	Estatística do Traço	Valor crítico 5%	Nº Integração	Estatística do Máx. autovalor	Valor crítico 5%
0	-	34.7488**	29.68	0	17.0408**	20.97
1	0.57961	17.7081**	15.41	1	12.1513**	14.07
2	0.26416	5.5568**	3.76	2	5.5568**	3.76
3	0.13184	-	-	3	-	-

Modelo 3 - $\ln Zika_{it}$						
Nº Integração	Teste do Traço			Teste do Máximo Autovalor		
	Autovalores	Estatística do Traço	Valor crítico 5%	Nº Integração	Estatística do Máx. autovalor	Valor crítico 5%
0	-	37.9244**	29.68	0	19.0580**	20.97
1	0.33335	18.8665**	15.41	1	10.3593**	14.07
2	0.19781	8.5071**	3.76	2	8.5071**	3.76
3	0.16557	-	-	3	-	-

Fonte: Elaborado dos autores com base nos dados da pesquisa (2021).

Nota: ** denota rejeição da hipótese nula a 5%.

Na Tabela 5, observa-se que os três modelos analisados neste trabalho apresentam 2 vetores de cointegração. Diante da presença de cointegração do modelo, pode-se utilizar o VECM para a estimação das regressões propostas nesta pesquisa. Os resultados das estimações encontram-se na Tabela 6.

Tabela 6 – Resultado da estimação do Modelo Vetorial de Correção de Erro

Variável	Modelo 1 – variável dependente $\ln Dengue_{it}$	Modelo 2 – variável dependente $\ln Chikungunya_{it}$	Modelo 3 – variável dependente $\ln Zika_{it}$
$\ln precipita_{it} [-1]$	0,713497*** (0,1959856)	0,450506*** (0,1718427)	0,518747*** (0,262862)
$\ln tmax_{it} [-1]$	4,97156** (2,354344)	7,161166*** (2,060269)	5,691059*** (3,080143)
Constant	-10,13147 (7,535229)	-19,99758** (6,587913)	-14,68963 (9,861735)

ECT	-0,1934834*** (0,1934834)	-0,2647029** (0,1189504)	-0,2469077** (0,0958691)
N° 48			
R ²	0,2004	0,1651	0,2342
Testes	p-valor	p-valor	
Teste LM de autocorrelação	0,51360	0,74120	0,47355
Teste Jarque-Bera	0,47813	0,67902	0,06679

Fonte: Elaborado dos autores com base nos dados da pesquisa, 2021.

Nota: Os valores entre parênteses são os resultados dos erros padrões, e * representa o nível de significância da variável sendo 10%: *, 5%: **, 1%: ***. Os valores entre colchetes se referem a defasagem da variável, escolhida por meio dos critérios SBC, AIC e HQIC.

Observa-se que o termo de correção de erro (ECT) do modelo (Tabela 6) que possui como variável preditora $\ln Dengue_{it}$ apresentou sinal negativo e valor de 19,34%, ou seja, quando a variável $\ln Dengue_{it}$ receber um choque que provoque o seu desequilíbrio, no longo prazo, esse desequilíbrio tende a diminuir com uma velocidade de 19,34%. Destaca-se que quanto menor esse número maior é a velocidade de equilíbrio da variável ao receber o choque que provoque seu desequilíbrio. Verificou-se ainda que as variáveis $\ln precipita_{it}$ e $\ln tmax_{it}$ apresentam sinais positivos e estatisticamente significativos, demonstrando que o aumento de 1% nessas variáveis provocaria um aumento de 0,71% e 4,97%, respectivamente, nos casos de Dengue na cidade de Manaus. Os resultados encontrados corroboram com os estudos de Banu *et al.* (2014), Roiz *et al.* (2015) pois segundo os autores, variáveis climáticas como temperatura e umidade se associaram positivamente à transmissão da doença, bem como, as chuvas intensas, as quais aumentam o risco de transmissão de arboviroses.

Destaca-se que estudos como os de (CÂMARA *et al.*, 2009; SIQUEIRA JR, *et al.* 2005; GOMES, 1998; VIANA; IGNOTTI, 2013; e GABRIEL *et al.*, 2018) apontam que os picos das epidemias de dengue coincidem com as estações mais chuvosas e com altas temperaturas, pois aumentam a longevidade do *Aedes aegypti*, bem como, a possibilidade de transmissão. Lenzi e Coura (2004), Bogaz (2017) e Costa *et al.* (2016) ressaltam que as ações de prevenção e controle da dengue no Brasil não apresentam caráter permanente, e somente são retomadas e intensificadas na vigência do verão. Nesta época, o Governo Federal, intensifica as campanhas publicitárias e educativas, mutirões de faxina, entre outras medidas de combate ao mosquito. No entanto, esses autores afirmam que esta não é uma medida eficiente e sugerem a adoção de campanhas contínuas em todas as estações do ano e intensificadas, especialmente, a partir da estação da primavera, por volta do mês de setembro, quando ocorre o aumento gradativo de chuvas, o que influencia a elevação de casos de dengue nos meses subsequentes.

No modelo que possui como variável preditora $\ln Chikungunya_{it}$ o termo de correção de erro (ECT) também apresentou sinal negativo e valor de 26,47%. Verificou-se ainda que as variáveis $\ln precipita_{it}$ e $\ln tmax_{it}$ apresentam sinais positivos e estatisticamente significativos, demonstrando que o aumento de 1% nessas variáveis provocaria um aumento de 0,45% e 7,16%, respectivamente, nos casos de Chikungunya na cidade de Manaus. Esses resultados vão ao encontro aos achados de Roiz *et al.* (2015) e Fuller *et al.* (2017) os quais apontam para uma associação positiva temporal entre a precipitação e ocorrência de epidemias de Chikungunya.

Segundo Oliveira *et al.* (2002) e Honório *et al.* (2015) arboviroses como a Chikungunya respondem a flutuações sazonais das variáveis meteorológicas, de modo que diante de altos índices pluviométricos e temperaturas médias e máximas apresentam elevados números de casos. Os autores complementam afirmando que a flutuação da precipitação pluviométrica pode influenciar diretamente no aumento de criadouros de mosquitos, principalmente naqueles expostos a céu aberto ou em lugares de pequeno porte, artificiais ou naturais, presentes em ambientes extradomiciliares. Com o aumento do desenvolvimento dos criadouros tem-se o

aumento da migração do mosquito entre domicílios e demais imóveis e com isso a disseminação da doença.

Por fim, no modelo que possui como variável preditora $\ln Zika_{it}$ o termo de correção de erro (ECT) também apresentou sinal negativo e valor de 24,69%. Verificou-se ainda que as variáveis $\ln precipita_{it}$ e $\ln tmax_{it}$ apresentam sinais positivos e estatisticamente significativos, demonstrando que o aumento de 1% nessas variáveis provocaria um aumento de 0.52% e 5.69%, respectivamente, nos casos de Zika Vírus na cidade de Manaus. Esses resultados vão de encontro com os apresentados por Fuller *et al.* (2017) e Harris *et al.* (2019) os quais indicam que a temperatura e a precipitação impactam no aumento da proliferação de Zika Vírus.

O Zika Vírus tem a capacidade de atacar as células progenitoras do sistema nervoso e causar danos irreversíveis ao feto, que se encontra exposto durante a fase de gestação (TURETA *et al.*, 2019). Este também é gerado pelo *Aedes aegypti*, segundo Beserra *et al.* (2009), as condições climáticas estão diretamente relacionadas com o desenvolvimento e proliferação do mosquito vetor, pois altas temperaturas proporcionam maturação mais rápida, e aumento das incidências de chuvas elevam o número de criadouros. Segundo o autor, as temperaturas favoráveis ao desenvolvimento do mosquito *Aedes aegypti*, estão entre 21°C e 29°C, e para longevidade e fecundidade dos adultos devem estar entre 22°C e 30°C, condizentes com o clima de Manaus. e Torres (1998) afirma que o mosquito não é resistente a temperaturas abaixo dos 6°C e superiores a 42°C.

Segundo Khormi *et al.* (2011) e Coelho (2015) além dos aspectos climáticos, outros fatores que também contribuem para a proliferação do *Aedes aegypti* e manutenção dessas doenças são: a precária infraestrutura das cidades; a inadequada urbanização, com graves problemas de infraestrutura de água e coleta e tratamento irregular de lixo; ausência de uma consciência ambiental da população e baixa eficácia de programas governamentais no controle dos vetores do *Aedes aegypti*.

5. CONCLUSÃO

Este trabalho buscou analisar a influência de fatores climáticos na incidência de casos de Dengue, Chikungunya e Zika Vírus para o município de Manaus. Para tal fim, primeiramente, utilizou-se o método ARIMAX com vistas a desenvolver uma análise de previsão das três doenças, para os próximos 18 meses, compreendendo o município de Manaus; e, posteriormente, estimou-se um Modelo Vetorial de Correção de Erros (VECM) para verificar o efeito das variáveis climáticas, temperatura máxima e precipitação, sobre o número de casos das três doenças analisadas. O período de análise compreendeu os meses de janeiro de 2017 a dezembro de 2020.

Os resultados encontrados, ao realizar a análise de previsão, indicaram que o período com maior incidência de casos de Dengue compreende os meses de novembro a abril, os quais coincidem com o período de verão onde a temperatura é mais alta e há uma maior incidência de chuvas. Os casos de Chikungunya, Zika Vírus apresentam-se constantes no período analisado sem grandes oscilações. Já a análise realizada utilizando o VECM demonstrou que as variáveis temperatura máxima e precipitação apresentam efeito positivo e estatisticamente significativo, ou seja, temperaturas elevadas e aumento nos índices de precipitação pluviométrica influenciam a proliferação de casos de Dengue, Chikungunya e Zika Vírus.

Dessa forma, a partir dos resultados encontrados neste trabalho, foi possível verificar quais os períodos que apresentam maior incidência de casos de Dengue, Chikungunya e Zika Vírus, sugerindo a adoção de estratégias mais eficazes, por parte do poder público, no sentido de diminuir o número de casos dessas doenças, principalmente no período de maior incidência, com vistas a melhorar a qualidade de vida da população que vive nesse município.

Por fim, destaca-se que, diante da complexidade do tema discutido no presente trabalho, sugerem-se novas pesquisas com o objetivo de aprofundar o tema relacionado a doenças causadas pelo *Aedes Aegypti*, seja pelo aumento do número de variáveis de análise, seja pela análise a nível regional, estadual e nacional.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AL-MUHANDIS, N.; HUNTER, P. R. The value of educational messages embedded in a community-based approach to combat dengue fever: a systematic review and meta regression analysis. **PLoS neglected tropical diseases**, v. 5, n. 8, p. e1278, 2011.

BANU, S. et al. Projecting the impact of climate change on dengue transmission in Dhaka, Bangladesh. **Environment international**, v. 63, p. 137-142, 2014.

BERA, A.; JARQUE, C. Efficient test for normality, heterocedasticity and serial independence of regression residuals. **Econometrics Letters**, 6, 255–259, 1980.

BESSERA, E. B. et al. Ciclo de vida de *Aedes (Stegomyia) aegypti* (Diptera, Culicidae) em águas com diferentes características. *Iheringia, Sér. Zool.*, Porto Alegre 99(3):281-285, 2009.

BEZERRA, É. C. D.; SANTOS, P. S.; LISBINSKI, F.C.; DIAS, L.C. Spatial analysis of Brazil's COVID-19 response capacity: a proposal for a Healthcare Infrastructure Index. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 25, p. 4957-4967, 2020.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time Series Analysis: Forecasting and Control**. San Francisco: Holden-Day, 1976.

BOX, G. E. P.; TIAO, G. C. Intervention analysis with applications to economic and environmental problems. **Journal of the American Statistical association**, v. 70, n. 349, p. 70-79, 1975.

BRAGA, I. A.; VALLE, D. *Aedes aegypti*: histórico do controle no Brasil. **Epidemiologia e serviços de saúde**, v. 16, n. 2, p. 113-118, 2007.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Chikungunya: manejo clínico. Brasília; 2017a.

_____. Secretaria de Vigilância em Saúde. Monitoramento dos casos de dengue, febre de chikungunya e febre pelo vírus Zika até a Semana Epidemiológica 52, 2016. **Bol Epidemiológico**. 2017b.

CÂMARA, F. P. et al. Clima e epidemias de dengue no Estado do Rio de Janeiro. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, v. 42, n. 2, p. 137-140, 2009.

COELHO, G. E. Epidemiologia das arboviroses: avaliação dos métodos de controle realizados pelo Ministério da Saúde – visão de saúde pública. In: Tirmmerman A. et al. (org.) *Arboviroses de importância para a saúde humana*. Sociedade Brasileira de Dengue/Arboviroses, 2015

COSTA, A. R. et al. Análise do controle vetorial da dengue no sertão piauiense entre 2007 e 2011. **Cadernos Saúde Coletiva**, v. 24, p. 275-281, 2016.

DE ARAÚJO, T. V. B. et al. Association between microcephaly, Zika virus infection, and other risk factors in Brazil: final report of a case-control study. **The Lancet Infectious Diseases**, v. 18, n. 3, p. 328-336, 2018.

DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA DO SISTEMA ÚNICO DE SAÚDE DO BRASIL (DATASUS). Informações de Saúde (TABNET) - Epidemiológicas e Morbidade. Disponível em <http://www2.datasus.gov.br/DATASUS/index.php?area=0203&id=34622427&VObj=http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/tabcgi.exe?sinanet/cnv/chikun> < acessado em 15 de jun. de 2021.

DONALISIO, M. R.; FREITAS, A. R. R.; ZUBEN, A. P. B. V. Arboviroses emergentes no Brasil: desafios para a clínica e implicações para a saúde pública. **Revista de Saúde Pública**, v. 51, 2017.

ELLIOTT, G.; ROTHENBERG, T. J.; STOCK, J. H. **Efficient tests for an autoregressive unit root**. 1992.

ENDERS, W. **Applied Econometric Time Series**, John Wiley & Sons, 3a. ed, 2010.

ENGLE, R. F.; GRANGER, C. W. J. Co-integration and error correction: representation, estimation, and testing. **Econometrica: journal of the Econometric Society**, p. 251-276, 1987.

FACCIN, E. L. **Modelagem matemática da dinâmica de MEMS baseados em deformação elástica utilizando modelos polinomiais contínuos**. 98 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática) – Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática, Universidade Regional do Noroeste do Estado do Rio Grande do Sul, Panambi, 2014.

FULLER, T. L. et al. Behavioral, climatic, and environmental risk factors for Zika and Chikungunya virus infections in Rio de Janeiro, Brazil, 2015-16. **PloS one**, v. 12, n. 11, p. e0188002, 2017.

GABRIEL, A. F. B. et al. Avaliação de impacto à saúde da incidência de dengue associada à pluviosidade no município de Ribeirão Preto, São Paulo. **Cadernos Saúde Coletiva**, v. 26, p. 446-452, 2018.

GABRIEL, A. F. B. et al. Avaliação de impacto à saúde da incidência de dengue associada à pluviosidade no município de Ribeirão Preto, São Paulo. **Cadernos Saúde Coletiva**, v. 26, p. 446-452, 2018.

GOMES, A. C. Medidas dos níveis de infestação urbana para *Aedes (Stegomyia) aegypti* e *Aedes (Stegomyia) albopictus* em programa de vigilância entomológica. **Informe epidemiológico do SUS**, v. 7, n. 3, p. 49-57, 1998.

GOMES, A. F.; NOBRE, A. A.; CRUZ, O. G. Temporal analysis of the relationship between dengue and meteorological variables in the city of Rio de Janeiro, Brazil, 2001-2009. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 28, n. 11, p. 2189-2197, 2012.

HARRIS, M.; CALDWELL, J. M. ; MORDECAI, E. A. Climate drives spatial variation in Zika epidemics in Latin America. **Proceedings of the Royal Society B**, v. 286, n. 1909, p. 20191578, 2019.

HARRIS, Richard I. D. **Cointegration analysis in econometric modelling**. London: Prentice Hall, 1995. 176 p.

HONÓRIO, N. A. et al. Chikungunya: uma arbovirose em estabelecimento e expansão no Brasil. **Cadernos de saúde pública**, v. 31, p. 906-908, 2015.

HURTADO-DÍAZ, M. et al. Impact of climate variability on the incidence of dengue in Mexico. **Tropical medicine & international health**, v. 12, n. 11, p. 1327-1337, 2007.

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA (INMET). Dados históricos anuais. Disponível em < <https://portal.inmet.gov.br/dadoshistoricos> > acessado em 15 de jun. de 2021.

JALALKAMALI, A.; MORADI, M.; MORADI, N. Application of several artificial intelligence models and ARIMAX model for forecasting drought using the Standardized Precipitation Index. **International journal of environmental science and technology**, v. 12, n. 4, p. 1201-1210, 2015.

JOHANSEN, S. Estimation and hypothesis testing of cointegration vectors in Gaussian vector autoregressive models. **Econometrica: journal of the Econometric Society**, p. 1551-1580, 1991.

KHORMI, H. M.; KUMAR, L.; ELZAHYRANY, R. A. Modeling spatio-temporal risk changes in the incidence of dengue fever in Saudi Arabia: a geographical information system case study. **Geospatial health**, v. 6, n. 1, p. 77-84, 2011.

KOOPMAN, J. S; et. al. Determinants and predictors of dengue infection in México. **Am Journal Epid**. EUA, v. 133, n. 36, p. 1168-1178, set. 1991.

KRUSKAL, W. H.; WALLIS, W. A. Use of ranks in one-criterion variance analysis. **Journal of the American statistical Association**, v. 47, n. 260, p. 583-621, 1952.

KWIATKOWSKI, D. et al. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root?. **Journal of econometrics**, v. 54, n. 1-3, p. 159-178, 1992.

LENZI, M. F.; COURA, L. C. Prevenção da dengue: a informação em foco. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, v. 37, p. 343-350, 2004.

LIMA-CAMARA, T.N. Emerging arboviruses and public health challenges in Brazil. **Revista de Saúde Pública**, v. 50, p. 36, 2016.

MORETTIN, P.A. **Econometria Financeira**. Blucher, São Paulo, 2011. WEI, W.W.S. **Time Series Analysis**. Addison Wesley, New York, 1990.

NAING, C.M; LERTMAHARIT, S.; NAING, K.S. Time-Series analysis of dengue fever/dengue haemorrhagic fever in Myanmar since 1991. **Dengue Bulletin**, v. 26, p. 24-32. 2002.

NUNES, M. R. T. et al. Emergence and potential for spread of Chikungunya virus in Brazil. **BMC medicine**, v. 13, n. 1, p. 1-11, 2015.

OLIVEIRA, L. R. et al. Dengue virus type 3 isolation from *Aedes aegypti* in the municipality of Nova Iguaçu, State of Rio de Janeiro. **Memórias do Instituto Oswaldo Cruz**, v. 97, n. 6, p. 799-800, 2002.

PATZ, J. A.; MARTENS, W. J.; FOCKS, D. A.; JETTEN, T. H. Dengue fever epidemic potential as projected by general circulation models of global climate change. *Environmental health perspectives*, v. 106, n. 3, p. 147-153, 1998.

PEREDA, P. C.; ALVES, D. C. O. Climate impacts on dengue risk in Brazil: current and future risks. In: **Climate Change and Health**. Springer, Cham, 2016. p. 201-230.

PHILLIPS, P. C. B.; PERRON, P. Testing for a unit root in time series regression. **Biometrika**, v. 75, n. 2, p. 335-346, 1988.

PHUNG, D. et al. Identification of the pre-diction model for dengue incidence in CanTho city, a Mekong Delta area in Vietnam. **Acta Tropica**, v. 141, n. 8, p.88–96, 2015.

PINTO, E. et al. The influence of climate variables on dengue in Singapore. **International journal of environmental health research**, v. 21, n. 6, p. 415-426, 2011.

PROMPROU, S.; JAROENSUTASINEE, M.; JAROENSUTASINEE, K. Forecasting denguehaemorrhagic fever cases in Southern Thailandusing ARIMA Models. *Dengue Bulletin*, v. 30,n. August, p. 99–106, 2006.

RIBEIRO, A. F. et al. Associação entre incidência de dengue e variáveis climáticas. **Revista de Saúde Pública**, v. 40, n. 4, p. 671–676,2006.

ROIZ, D. et al. Autochthonous chikungunya transmission and extreme climate events in southern France. **PLoS Neglected Tropical Diseases**, v. 9, n. 6, p. e0003854, 2015.

SANTOS, L. S. **Clima urbano e dengue (2000-2012) na cidade de Manaus-AM**. 2016. 181 f. Dissertação (Mestrado em Geografia) - Universidade Federal do Amazonas, Manaus, 2016.

SECRETARIA MUNICIPAL DE SAÚDE – SEMSA. Campanha alerta população sobre prevenção à dengue diante de aumento de casos, 2020. Disponível em < <https://www.manaus.am.gov.br/noticia/campanha-prevencao-dengue-aumento-casos/> > acesso em 20 de jul. de 2021.

SHAPIRO, S. S.; WILK, M. B. An analysis of variance test for normality (complete samples). **Biometrika**, v. 52, n. 3/4, p. 591-611, 1965.

SHEPARD, D.S.; COUDEVILLE, L.; HALASA, Y.A.; ZAMBRANO, B.; DAYAN, G.H. Economic impact of dengue illness in the Americas. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, v. 84, n. 2, p. 200, 2011.

SIQUEIRA JR, J. B. et al. Dengue and dengue hemorrhagic fever, Brazil, 1981–2002. **Emerging infectious diseases**, v. 11, n. 1, p. 48, 2005.

SOUZA, L. B.; COSTA, R. C. **Clima Urbano e Dengue em Manaus-AM: Dinâmicas Socioambientais**. Geografia Física e as Mudanças Globais, 2019.

TEICH, V.; ARINELLI, R.; FAHHAM, L. Aedes aegypti e sociedade: o impacto econômico das arboviroses no Brasil. **Jornal Brasileiro de Economia da Saúde**, v. 9, n. 3, 2017.

TIAO, G. C.; BOX, G. E. P. Modeling multiple time series with applications. **Journal of the American Statistical Association**, v. 76, n. 376, p. 802-816, 1981.

TORRES, J. R.; CASTRO, J. The health and economic impact of dengue in Latin America. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 23, p. S23-S31, 2007.

TORRES, M. T. Dengue y dengue hemorrágico. 1.ed. Universidad Nacional de Quilmes, Argentina, 260p, 1998.

TURETA, E. F. et al. O impacto do vírus Zika no Brasil e no mundo. **Revista Liberato**, v. 20, n. 34, p. 153-168, 2019.

VIANA, D. V.; IGNOTTI, E. A ocorrência da dengue e variações meteorológicas no Brasil: revisão sistemática. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, v. 16, p. 240-256, 2013.