

Análise temporal da mortalidade por causas evitáveis nas primeiras 24 horas de vida, 2000-2021*

Aline Beatriz dos Santos Silva^{1,2,3}

 <https://orcid.org/0000-0001-9559-8524>

Luciana Scarlazzari Costa⁴

 <https://orcid.org/0000-0001-5928-1378>

Paulo Germano de Frias⁵

 <https://orcid.org/0000-0003-4497-8898>

Ana Catarina de Melo Araújo⁶

 <https://orcid.org/0000-0003-1558-9789>

Cristine Vieira do Bonfim^{1,7}

 <https://orcid.org/0000-0002-4495-9673>

Destaques: **(1)** ARIMA é uma modelagem aplicável à mortalidade nas primeiras 24 horas de vida. **(2)** As previsões realizadas mostram uma diminuição durante o período de 2022 a 2026. **(3)** Subsídio para enfermagem nas práticas assistenciais e reduzindo as mortes prematuras.

Objetivo: analisar o padrão temporal e estimar as taxas de mortalidade nas primeiras 24 horas de vida e por causas evitáveis no estado de Pernambuco no período de 2000 a 2021. **Método:** estudo ecológico, tendo como unidade de análise o trimestre. A fonte de dados foi constituída pelo Sistema de Informações sobre Mortalidade e pelo Sistema de Informações sobre Nascidos Vivos. A modelagem da série temporal foi conduzida segundo o Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis. **Resultados:** foram registrados 14.462 óbitos nas primeiras 24 horas de vida, sendo 11.110 (76,8%) evitáveis. Observa-se para os *forecasts* que a taxa de mortalidade nas primeiras 24 horas de vida variou de 3,3 a 2,4 por 1.000 nascidos vivos, e a taxa de mortalidade por causas evitáveis variou de 2,3 a 1,8 por 1.000 nascidos vivos. **Conclusão:** a previsão sugeriu avanços na redução da mortalidade nas primeiras 24 horas de vida no estado e por causas evitáveis. Os modelos ARIMA apresentaram estimativas satisfatórias para as taxas de mortalidade e por causas evitáveis nas primeiras 24 horas de vida.

Descritores: Causas de Morte; Mortalidade Neonatal Precoce; Enfermagem Neonatal; Estudos Epidemiológicos; Modelos de Predição; Saúde Pública.

* Artigo extraído da dissertação de mestrado "Análise espaço-temporal da mortalidade nas primeiras 24 horas de vida e sua evitabilidade do estado de Pernambuco, 2000-2019", apresentada à Universidade Federal de Pernambuco, Recife, PE, Brasil. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), Código de Financiamento 001, processo nº 88882.387007/2019-01, Brasil, e pela Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia de Pernambuco (APQ-0389-4.06/20), por meio do Programa de Pesquisa Para o SUS: Gestão Compartilhada em Saúde (PPSUS/PE-2020).

¹ Universidade Federal de Pernambuco, Recife, PE, Brasil.

² Instituto Aggeu Magalhães-Fiocruz, Recife, PE, Brasil.

³ Bolsista da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), Brasil.

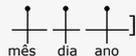
⁴ Universidade Estadual de Campinas, Campus Limeira, Limeira, SP, Brasil.

⁵ Instituto de Medicina Integral Prof. Fernando Figueira, Recife, PE, Brasil.

⁶ Secretaria Estadual de Saúde de Pernambuco, Superintendência de Imunizações e Doenças Imunopreveníveis, Recife, PE, Brasil.

⁷ Fundação Joaquim Nabuco, Diretoria de Pesquisas Sociais, Recife, PE, Brasil.

Como citar este artigo

Silva ABS, Costa LS, Frias PG, Araújo ACM, Bonfim CV. Temporal analysis of mortality from preventable causes in the first 24 hours of life, 2000-2021. Rev. Latino-Am. Enfermagem. 2023;31:e4080 [cited ]. Available from: . <https://doi.org/10.1590/1518-8345.6696.4080>

URL

Introdução

A mortalidade neonatal, que ocorre nos primeiros 28 dias de vida, é um importante indicador de saúde de uma população⁽¹⁾. Quanto mais se aproxima do dia do nascimento, maior o risco de morte⁽¹⁾. As primeiras 24 horas de vida correspondem ao momento mais vulnerável para o neonato, pois requer cuidados constantes e efetivos que diminuam os riscos de desfechos desfavoráveis⁽²⁾.

A magnitude das mortes neonatais é mensurada por meio do cálculo da taxa de mortalidade neonatal (0 a 27 dias), a qual pode ser analisada por componentes: neonatal precoce (0 a 6 dias) ou neonatal tardio (7 a 27 dias)⁽³⁾. Entre os anos de 1990 e 2019, a taxa de mortalidade neonatal global declinou de 36,7 para 17,5 por 1.000 nascidos vivos e no Brasil passou de 25,3 para 7,9 óbitos a cada 1.000 nascidos vivos⁽⁴⁾. Aproximadamente 75% das mortes no período neonatal ocorrem na primeira semana de vida, e as primeiras 24 horas de vida representam uma proporção importante (25% a 45%) da mortalidade neonatal global⁽⁵⁾.

Entre as grandes regiões brasileiras, a taxa de mortalidade nas primeiras 24 horas de vida apresenta variações. Na série temporal de 2000 a 2019, a região Nordeste sobressai com as maiores taxas, que variaram de 6,1 a 3,8, por 1.000 nascidos vivos, respectivamente. Durante o período, a região que apresentou o maior percentual de redução da taxa foi a Sudeste (45,2%), seguido da Sul (42,5%)⁽⁶⁾. No estado de Pernambuco, entre 2000 e 2016, ocorreram 30.119 mortes neonatais, representando 60,6% das mortes em menores de um ano. Desse total, 68,1% foram por causas evitáveis e ocorreram no período neonatal precoce⁽⁷⁾.

A relação dos óbitos neonatais com o cuidado assistencial torna esses óbitos potencialmente evitáveis⁽⁸⁾. Métodos e listas de classificação foram construídos para discutir as causas preveníveis no óbito infantil e neonatal⁽⁹⁾. Alguns métodos foram desenvolvidos em diversas partes do mundo, dentre eles no Chile (1979), Europa (1980), Estados Unidos (1989) e no Brasil (2007) como a Lista Brasileira de Causas de Mortes Evitáveis por Intervenções do Sistema Único de Saúde (SUS)⁽⁹⁾.

A aplicação de métodos de evitabilidade possibilita identificar os principais fatores etiológicos envolvidos nas mortes neonatais⁽¹⁰⁾. No Brasil, a vigilância do óbito infantil é obrigatória nos serviços de saúde (públicos e privados) que compõem o SUS⁽¹¹⁾. Essa iniciativa contribuiu para real elucidação das causas básicas e associadas e dos critérios de evitabilidade e para completude das variáveis da Declaração de Óbito (DO)⁽¹²⁻¹³⁾.

A vigilância e monitoramento do comportamento temporal de indicadores de mortes tão precoces são

estratégias que subsidiam a tomada de decisão pelos formuladores de políticas e gestores de saúde, a fim de melhorar os cuidados assistenciais maternos e neonatais⁽¹⁴⁾.

Analisar o comportamento temporal e realizar predições a respeito da mortalidade infantil ou de seus componentes é uma ferramenta com grande potencial no campo da saúde pública, pois permite conhecer o comportamento do fenômeno em questão no tempo, subsidiando, assim, a tomada de decisão⁽¹⁵⁾. Diferentes estudos reconhecem a aplicabilidade da análise temporal na compreensão da mortalidade infantil⁽¹⁵⁻¹⁶⁾. Um estudo realizado no estado de São Paulo mostrou uma perspectiva de queda para a mortalidade infantil no período de 1996 a 2016⁽¹⁶⁾. Nele se destaca a potencialidade da análise temporal através da confiabilidade da previsão por meio de dados disponíveis nos sistemas de saúde locais⁽¹⁶⁾.

Estudos epidemiológicos sobre a mortalidade nas primeiras 24 horas de vida são fundamentais para a compreensão acerca das causas evitáveis e assim contribuir para resolvê-las. Ademais, na literatura nacional há poucos estudos que utilizam o modelo Autorregressivo Integrado de Média Móvel (ARIMA) aplicado à mortalidade infantil e seus componentes⁽¹⁶⁻¹⁹⁾.

Considerando que as primeiras 24 horas de vida representam um período crítico para a sobrevivência do recém-nascido, a compreensão da evolução no tempo referente a mortalidade nessa faixa etária é imprescindível para fomentar o planejamento de intervenções em saúde mais adequadas. Assim, este estudo teve por objetivo analisar o padrão temporal e estimar as taxas de mortalidade nas primeiras 24 horas de vida e por causas evitáveis em Pernambuco, no período de 2000 a 2021.

Método

Delineamento do estudo

Trata-se de um estudo ecológico de série temporal, em que o trimestre constituiu a unidade temporal de análise. A escolha da unidade de análise resultou do pressuposto mínimo de 50 observações que a série temporal deve possuir para se realizar a estimação do coeficiente de autocorrelação, e assim, construir um modelo aceitável⁽²⁰⁾. A escolha da unidade também levou em consideração a análise de variabilidade da taxa calculada para o estado no período de um ano, em que o trimestre apresentou menor variação.

Cenário

O estudo foi realizado no estado de Pernambuco (PE), localizado na região Nordeste do Brasil, com área

territorial de 98.068,021 km², de acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)⁽²¹⁾. Possui 184 municípios e o distrito estadual de Fernando de Noronha, e tem como capital o município do Recife⁽²¹⁾. O número de nascidos vivos registrado no ano de 2021

no estado foi de 126.211⁽⁶⁾. A conformação territorial de saúde do estado é composta por 12 regiões de saúde que estão agrupadas em quatro macrorregiões, a saber: Metropolitana, Agreste, Sertão e Vale do São Francisco/Araripe⁽²²⁾(Figura 1).

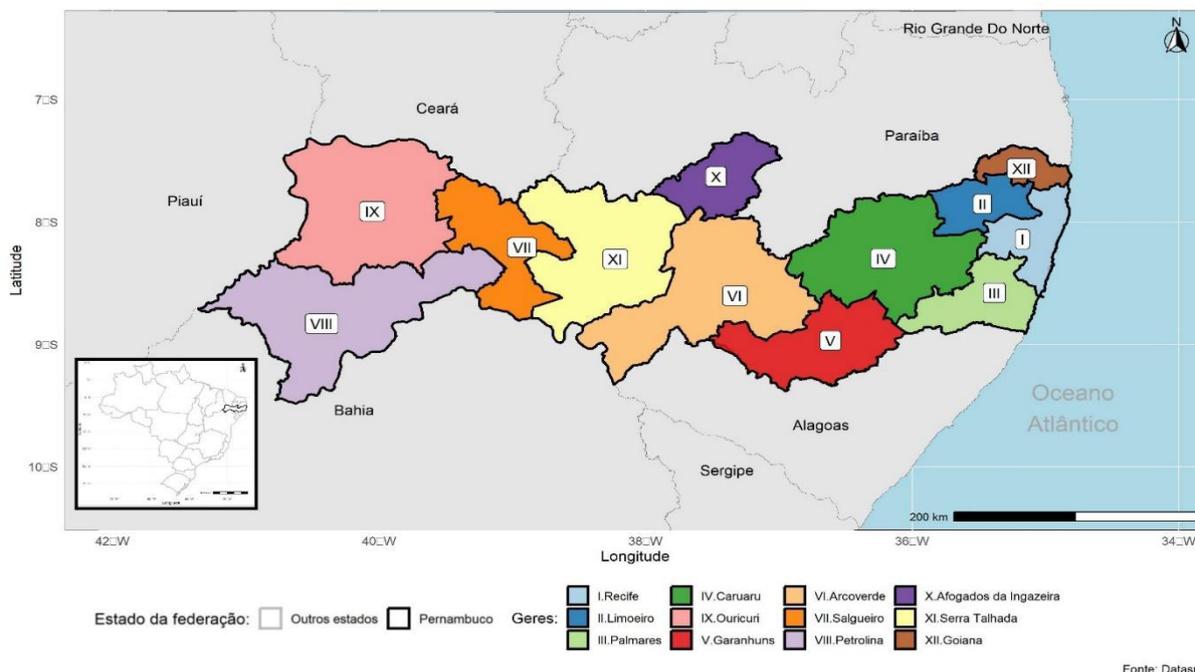


Figura 1 - Mapa do estado de Pernambuco com sua divisão em regiões de saúde agrupadas em macrorregiões. Pernambuco, Brasil

A cobertura de atenção primária em Pernambuco no ano de 2022, de acordo com os relatórios do e-Gestor Atenção Básica, variou de 72,8% a 76,2% de janeiro a dezembro, respectivamente⁽²³⁾. A Região de Saúde I, que tem Recife, a capital do estado, como sede, concentra o maior número de médicos obstetras, bem como o quantitativo de leitos de cuidados intermediários e intensivos, havendo um vazio assistencial mais acentuado na mesorregião do sertão do estado⁽⁷⁾.

População e período

Foram incluídos os óbitos registrados nas primeiras 24 horas de vida e nascidos vivos do período de 2000 a 2021 no estado.

Coleta de dados

Como fonte de dados foram utilizados dados oficiais do Departamento de Informática do SUS (DATASUS) do Ministério da Saúde do Brasil: Sistema de Informações sobre Mortalidade (SIM) e do Sistema de Informações sobre Nascidos Vivos (SINASC)⁽⁶⁾.

Tratamento e análise dos dados

O cálculo da taxa de mortalidade consistiu na razão do número de óbitos nas primeiras 24 horas de vida pelo total de nascidos vivos multiplicado por 1.000. A taxa de mortalidade por causas evitáveis consistiu na razão do número de óbitos nas primeiras 24 horas de vida por causas evitáveis pelo total de nascidos vivos multiplicado por 1.000.

A evitabilidade dos óbitos ocorridos nas primeiras 24 horas de vida foi analisada a partir da Lista Brasileira de Causas de Mortes Evitáveis por Intervenções do SUS para menores de cinco anos, que classifica as mortes em três agrupamentos de causas: evitáveis, mal definidas e demais causas de morte (não claramente evitáveis)⁽²⁴⁾. Essa classificação considera as diversas densidades tecnológicas de saúde que estão disponíveis para a população no contexto nacional de saúde do Brasil⁽²⁴⁾.

Foram analisadas as séries históricas da taxa de mortalidade e taxa de mortalidade por causas evitáveis nas primeiras 24 horas de vida e estimaram-se os valores futuros (predição). Para esta análise, as séries consideradas eram trimestrais, o que implica uma

frequência igual a 4. Foi utilizada a linguagem de programação estatística R versão 4.2.2 (<https://www.r-project.org/>)⁽²⁵⁾, com utilização do pacote *forecast* (versão 8.20) para ajuste dos modelos e o pacote *tseries* (versão 0.10-53) para aplicação dos testes de diagnóstico de estacionariedade e normalidade.

O pacote *forecast* possui a função *auto.arima*, a qual aplica o algoritmo de seleção de variáveis *stepwise* para trás e para frente a fim de selecionar a melhor especificação para o modelo ARIMA⁽²⁶⁾. Nesta metodologia são testadas várias configurações de modelos e medido o AIC (*Akaike Information Criteria*) para cada uma destas configurações⁽²⁷⁾. Ao final, verifica-se qual modelo apresentou o menor valor de AIC, em que este é escolhido como a melhor configuração dentre as testadas.

Para definir os parâmetros de entrada da função *auto.arima*, foram avaliadas as funções de Autocorrelação (ACF) e Autocorrelação Parcial (PACF) como também os testes de Estacionariedade de Dickey-Fuller Aumentado (ADF), Phillips-Perron (PP) e Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS)⁽²⁸⁻³⁰⁾. Com esta avaliação, os parâmetros de entrada utilizados na função *auto.arima* foram: testar séries sazonais, com média diferente de zero, com *drift* (termo de tendência adicional) e não-estacionárias. Além disso, a transformação de Box-Cox também foi utilizada para não permitir estimativas negativas e controle da variância da série.

A função geral do modelo ARIMA é uma combinação dos seguintes parâmetros: valores passados autorregressivos (p) e ruídos, médias móveis, (q) passados, e quando a série não é estacionária, aplicam-se diferenciações (d) para torná-la estacionária⁽²⁰⁾. Assim, a ACF é uma função que irá auxiliar se valores passados (p) estão relacionados com os valores presentes, já a PACF é uma função que mede como as observações num dado instante de tempo se relacionam, em média, com as observações em instantes de tempo anteriores, mas conhecidas as observações intermédias (q)⁽²⁰⁾. Esses conceitos podem ser evoluídos para os termos sazonais. No modelo ARIMA, a sazonalidade é dada de forma multiplicativa⁽³¹⁾.

Por fim, o modelo final foi validado por meio da análise estatística Q de Ljung Box, que testa a hipótese de que os resíduos não são autocorrelacionados, além da verificação da normalidade dos resíduos por meio dos testes de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera⁽³²⁻³⁴⁾. Após a fase de validação, foi realizada a projeção para o período pós-amostra de cinco anos (2022-2026), o que correspondeu a 20 pontos estimados. Em conjunto com as projeções, seus respectivos intervalos de 80% e 95% de confiança foram feitos.

A nomenclatura utilizada para os modelos ARIMA foi a clássica ARIMA (p,d,q)(P,D,Q)[f] cujos índices p, d e q representam, respectivamente, o termo autorregressivo, de diferenciação e de médias móveis. Já os termos P, D, Q informam os mesmos termos anteriores, porém, para a parte sazonal do modelo, [f] indica a frequência da série (para este estudo f=4), e só irá aparecer caso a configuração utilizada seja sazonal (isto é, caso se tenha algum termo para P, D ou Q).

Aspectos éticos

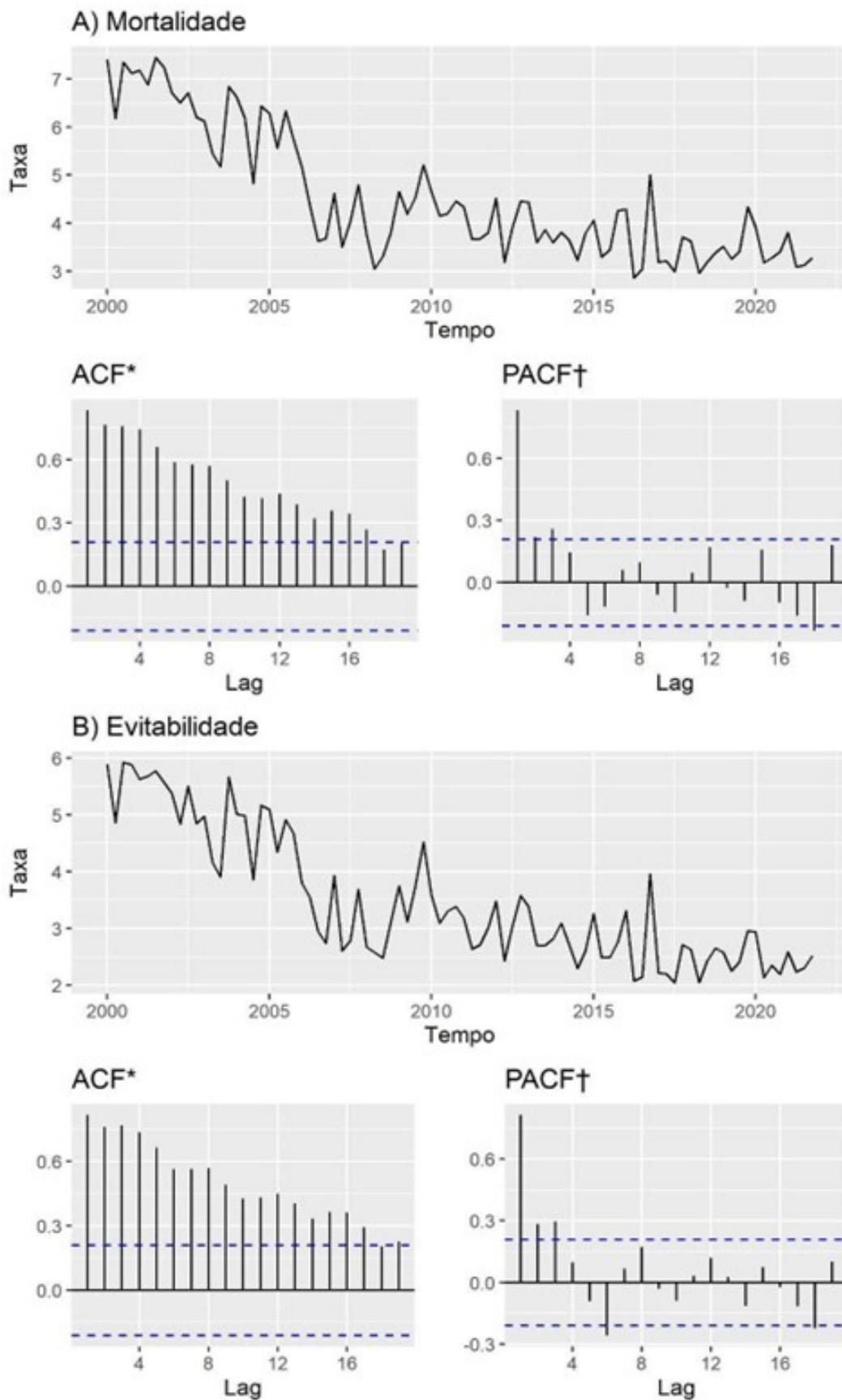
O artigo foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de Pernambuco sob o número de Certificado de Apresentação para Apreciação Ética (CAAE) 36549020.0.0000.5208.

Resultados

No período do estudo, 2000 a 2021, foram registrados 55.964 óbitos infantis, dos quais 14.462 (25,8%) ocorreram nas primeiras 24 horas de vida. O total de óbitos por causas evitáveis no estudo contabilizou 11.110 (76,8% do total de óbitos registrados nas primeiras 24 horas de vida). A taxa de mortalidade nas primeiras 24 horas de vida no período variou de 7,8 para 3,2 óbitos por mil nascidos vivos e a taxa de mortalidade nas primeiras 24 horas por causas evitáveis de 6,6 para 2,5 óbitos evitáveis por mil nascidos vivos. A taxa média de mortalidade do período correspondeu a 4,6 óbitos por 1.000 nascidos vivos e por causas evitáveis de 3,5 óbitos (Figura 2).

Ao avaliar a ACF e PACF das séries (Figura 2), é possível verificar um padrão sazonal nas defasagens das ACFs/PACFs como também um indicativo de forte tendência na série, pelo decaimento lento encontrado nas ACFs. Os testes de ADF e KPSS indicam não-estacionariedade para ambas as séries. O resultado de todos os testes de estacionariedade são: mortalidade com ADF (valor-p = 0,51), PP (valor-p = 0,01) e KPSS (valor-p = 0,01); evitabilidade com ADF (valor-p = 0,57), PP (valor-p = 0,01) e KPSS (valor-p = 0,01).

A Tabela 1 apresenta os resultados dos vários modelos ajustados de séries temporais para as duas séries. A escolha do modelo baseou-se no critério de Akaike (*Akaike's Information Criterion* – AIC), que especifica o melhor (dentre os testados)⁽²⁰⁾. Assim, o modelo escolhido para a mortalidade nas primeiras 24 horas foi o ARIMA(1,1,1)(2,0,0)[4] e para a mortalidade por causas evitáveis nas primeiras 24 horas foi o ARIMA(1,1,2)(1,0,0) [4] ambos com termo de *drift*.



*ACF= Função de Autocorrelação; †PACF= Função de Autocorrelação Parcial

Figura 2 - Taxas de mortalidade (A) e mortalidade por causas evitáveis (B) nas primeiras 24 horas de vida e suas respectivas funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial. Pernambuco, Brasil, 2000-2021

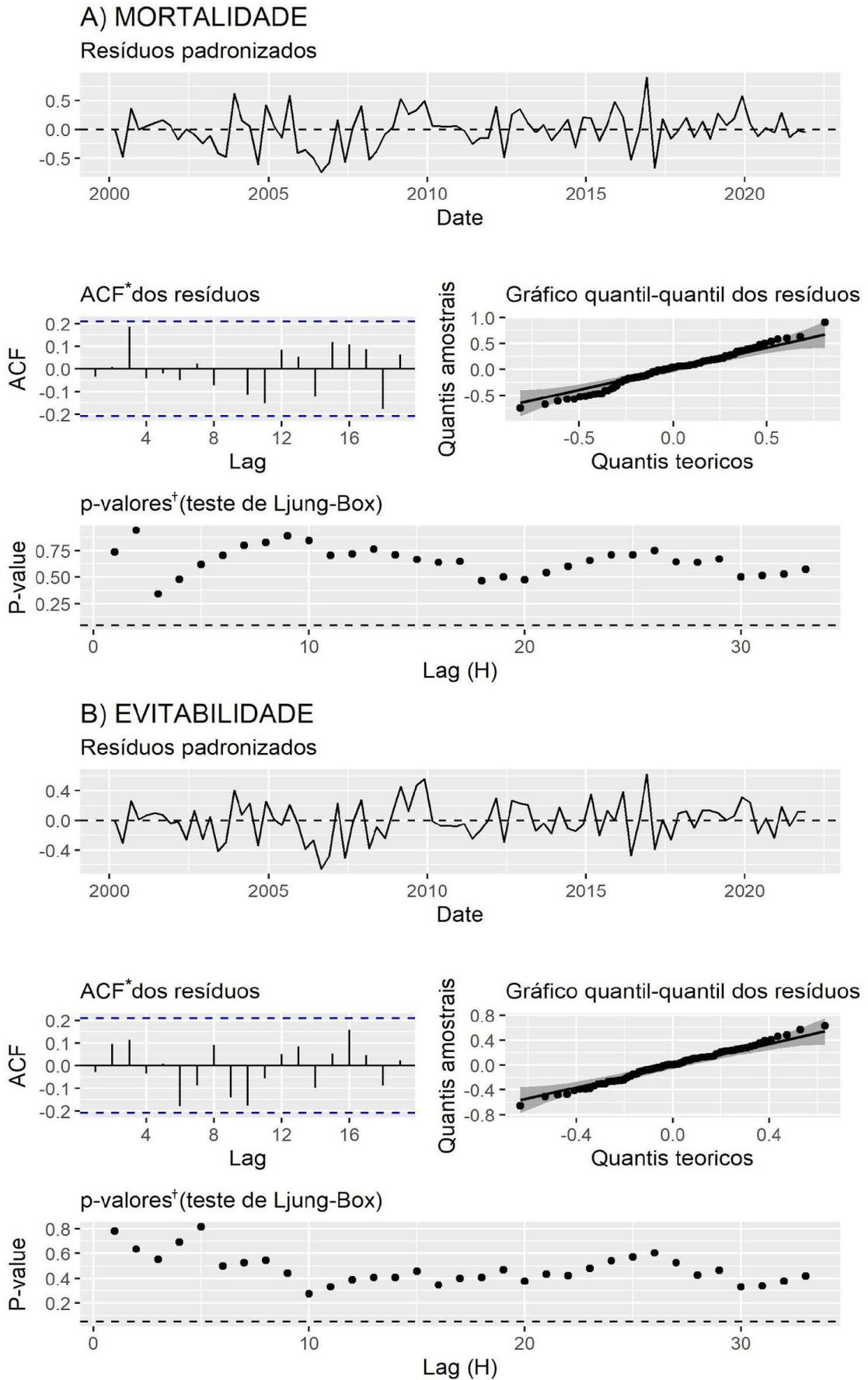
Tabela 1 – Modelos ajustados para as taxas de mortalidade e por causas evitáveis nas primeiras 24 horas de vida. Pernambuco, Brasil, 2000-2021

Taxa de mortalidade nas primeiras 24 horas de vida			Taxa de mortalidade nas primeiras 24 horas de vida por causas evitáveis		
Especificações do modelo	Possui <i>drift</i> [‡]	AIC [†]	Especificações do modelo	Possui <i>drift</i> [‡]	AIC [†]
ARIMA* [§] (1,1,1)(2,0,0)[4]	x	64,108	ARIMA* [§] (1,1,2)(1,0,0)[4]	x	20,531
ARIMA* (1,1,1)(2,0,0)[4]		64,841	ARIMA* (1,1,2)(2,0,0)[4]	x	21,259
ARIMA* (1,1,1)(2,0,0)[4]		64,841	ARIMA* (1,1,2)(1,0,0)[4]		21,737
ARIMA* (0,1,2)(2,0,0)[4]	x	64,902	ARIMA* (1,1,2)(0,0,1)[4]	x	22,289
ARIMA* (0,1,2)(1,0,0)[4]	x	64,995	ARIMA* (2,1,2)(1,0,0)[4]	x	22,689
ARIMA* (0,1,1)(2,0,0)[4]	x	65,265	ARIMA* (1,1,3)(1,0,0)[4]	x	22,805
ARIMA* (1,1,1)(1,0,0)[4]	x	65,416	ARIMA* (0,1,1)(2,0,0)[4]	x	22,984
ARIMA* (1,1,2)(2,0,0)[4]	x	65,779	ARIMA* (0,1,1)(1,0,0)[4]	x	23,594
ARIMA* (2,1,2)(2,0,0)[4]	x	66,205	ARIMA* (2,1,3)(1,0,0)[4]	x	24,393
ARIMA* (0,1,2)(0,0,1)[4]	x	66,546	ARIMA* (1,1,1)(2,0,0)[4]	x	24,622
ARIMA* (0,1,2)(0,0,2)[4]	x	66,849	ARIMA* (0,1,1)(0,0,1)[4]	x	24,851
ARIMA* (2,1,0)(2,0,0)[4]	x	67,022	ARIMA* (0,1,2)(2,0,0)[4]	x	24,889
ARIMA* (0,1,3)(2,0,0)[4]	x	67,267	ARIMA* (0,1,2)(1,0,0)[4]	x	25,121
ARIMA* (1,1,1)(0,0,2)[4]	x	67,375	ARIMA* (1,1,2)	x	25,132
ARIMA* (1,1,1)(0,0,1)[4]	x	67,740	ARIMA* (1,1,1)(1,0,0)[4]	x	25,192
ARIMA* (1,1,2)(0,0,2)[4]	x	68,210	ARIMA* (2,1,1)(1,0,0)[4]	x	25,239
ARIMA* (2,1,1)(2,0,0)[4]	x	68,302	ARIMA* (0,1,1)(0,0,2)[4]	x	25,245
ARIMA* (0,1,2)	x	68,487	ARIMA* (0,1,1)	x	26,357
ARIMA* (0,1,1)(0,0,2)[4]	x	68,558	ARIMA* (0,1,3)(1,0,0)[4]	x	26,713
ARIMA* (0,1,1)(0,0,1)[4]	x	68,948	ARIMA* (1,1,0)(2,0,0)[4]	x	33,638
ARIMA* (2,1,1)(0,0,2)[4]	x	69,359	ARIMA* (1,1,0)(1,0,0)[4]	x	41,095
ARIMA* (0,1,1)	x	70,483	ARIMA* (0,1,0)(2,0,0)[4]	x	51,260
ARIMA* (1,1,0)(2,0,0)[4]	x	73,545	ARIMA* (0,1,0)		55,089
ARIMA* (1,1,0)(1,0,0)[4]	x	79,244	ARIMA* (0,1,0)	x	56,924
ARIMA* (1,1,0)(0,0,2)[4]	x	80,429			
ARIMA* (0,1,0)(2,0,0)[4]	x	83,483			
ARIMA* (0,1,0)(0,0,2)[4]	x	87,756			
ARIMA* (0,1,0)		89,744			
ARIMA* (0,1,0)	x	91,465			

*ARIMA= Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis; †AIC= Critério de Informação de Akaike; ‡Termo de tendência adicional; §Modelo escolhido

O teste de Ljung-Box mostra que não há indícios de associação entre os resíduos para nenhuma das séries, visto que os valores-p para todas as defasagens testadas foram não significativos (Figura 3). Os gráficos de ACF para os resíduos são consonantes ao teste de Ljung-Box. Os testes de Shapiro-Wilk e Jarque-Bera para a taxa de mortalidade e de evitabilidade foram de,

respectivamente, 0,45 e 0,98 (taxa de mortalidade) e 0,976 e 0,987 (taxa de evitabilidade), demonstrando que ambas as séries apresentaram normalidade para os resíduos, em que esta evidência também pode ser verificada por meio do gráfico quantil-quantil (Figura 3). Portanto, os modelos podem ser considerados bem ajustados para as taxas em análise.

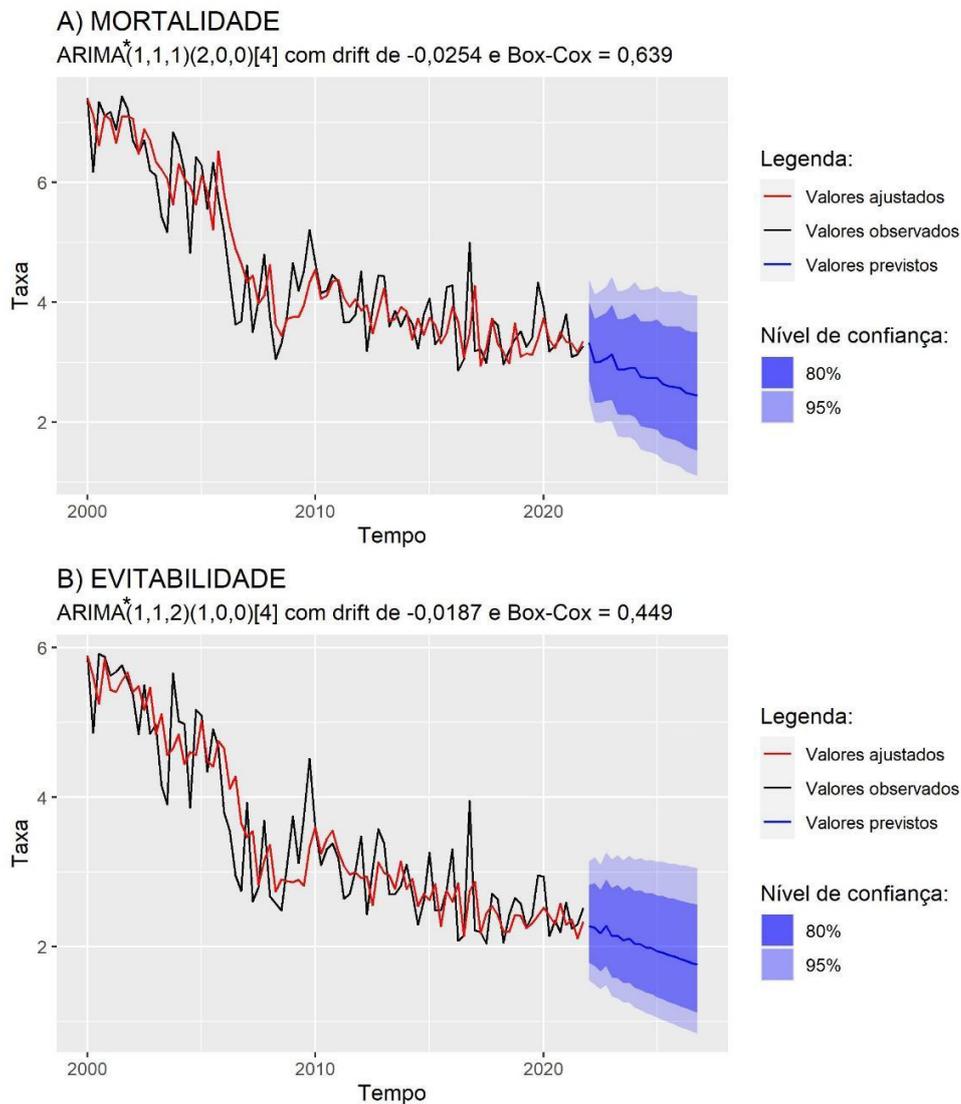


*ACF= Função de Autocorrelação; †Linha tracejada equivale ao nível de significância de 5%

Figura 3 - Análise de resíduos dos modelos selecionados para as taxas de mortalidade (A) e por causas evitáveis (B) nas primeiras 24 horas de vida. Pernambuco, Brasil, 2000-2021

Os valores das séries ajustados pelos modelos escolhidos apresentaram a mesma dinâmica dos valores observados, mostrando o ajuste dos modelos (Figura 4). Para realização da predição das duas séries em questão, foram considerados cinco anos (2022 a 2026), totalizando

20 pontos de *forecast*. Observa-se para os *forecasts* que a taxa de mortalidade nas primeiras 24 horas de vida variou de 3,3 a 2,4 por 1.000 nascidos vivos, e a taxa de evitabilidade por causas evitáveis variou de 2,3 a 1,8 por 1.000 nascidos vivos.



*ARIMA= Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis

Figura 4 - Pontos de predição (2022 a 2026) da taxa de mortalidade (A) e por causas evitáveis (B) nas primeiras 24 horas de vida. Pernambuco, Brasil

Discussão

Os resultados do estudo mostram uma tendência de decréscimo na previsão para os anos de 2022 a 2026. Esse resultado mostra a importância de estudos de previsão, para se otimizar a assistência em saúde e utilizar os recursos de forma racional, diminuindo as mortes tão precoces⁽³⁵⁾. As mortes precoces e potencialmente evitáveis requerem intervenções públicas de caráter universal e de cuidados assistenciais garantidos e impactem positivamente na redução da mortalidade⁽⁷⁾.

Os estudos de análise de série temporal que objetivam estimar estados de saúde com a previsão de indicadores é uma estratégia que deve ser priorizada, além de ser um tipo de estudo de baixo custo⁽¹⁴⁻¹⁶⁾. Um dos métodos mais comuns para se realizar as técnicas de predição é o Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA), o qual requer apenas os dados dispostos em uma base de tempo⁽³⁶⁾.

Os resultados mostraram uma proporção importante de óbitos evitáveis referente ao total registrado nas primeiras 24 horas de vida. Um estudo ecológico que

avaliou o comportamento temporal da mortalidade neonatal evitável nas grandes regiões do Brasil, no período de 2000 a 2018, mostrou que 76% dos óbitos neonatais poderiam ter sido evitados⁽³⁵⁾. A evitabilidade das mortes ocorridas nas primeiras 24 horas de vida reflete as iniquidades em saúde, as quais são imputadas às desigualdades socioeconômicas, biológicas e assistenciais⁽³⁷⁾.

No Brasil, políticas públicas voltadas à saúde das mulheres e crianças foram desenvolvidas nas últimas décadas e aperfeiçoadas com a consolidação do SUS⁽³⁸⁾. Em particular, com o Bolsa Família, que transfere renda às famílias pobres que cumprem condicionalidades relacionadas à saúde e educação, e com a Rede Cegonha, que almeja mudar o modelo de atenção ao parto e nascimento, melhorar o acesso e qualificar as práticas de cuidado e gestão na assistência à saúde da mulher e da criança⁽³⁹⁻⁴⁰⁾. Entretanto, o cenário nacional a partir de 2016 impôs obstáculos na implementação das iniciativas com repercussões sobre a saúde materna e infantil⁽⁴¹⁾.

A redução global das taxas no período do estudo mostra que políticas de caráter universal, como a cobertura de atenção primária à saúde e, conseqüentemente, acesso ao pré-natal com a gestante captada oportunamente, foram determinantes para contribuir com essa redução⁽⁴²⁾. As sazonalidades das séries, no entanto, implica que as ações precisam ser intensificadas, como a captura precoce ao pré-natal, acesso e resolutividade aos cuidados durante o parto e pós-parto⁽⁴²⁾. A ausência ou baixo investimento em melhorias socioeconômicas e de serviços de saúde voltados à gestante e bebê são preditores desse tipo de comportamento das séries⁽⁴³⁻⁴⁴⁾.

A proporção dos óbitos evitáveis por adequada atenção à mulher na gestação evidenciada no estudo reforça o papel do pré-natal de risco habitual e alto risco⁽⁴⁵⁾. Estudo prévio no Estado de Pernambuco, no período de 2000 a 2019, evidenciou que a principal causa de óbito neonatal evitável estava relacionada à adequada atenção na mulher na gestação⁽⁴⁵⁾. Outro estudo mostrou que os programas Rede Cegonha e Mãe Coruja impactaram na mortalidade neonatal em Pernambuco. Entretanto, no interior do estado, onde persistem vazios assistenciais, esses programas não acentuaram a tendência de queda da taxa de mortalidade neonatal por causas evitáveis, mesmo havendo a ampliação da cobertura pré-natal⁽⁷⁾. Assim, recomenda-se avançar qualitativamente na assistência prestada às gestantes e recém-nascidos, principalmente na captação oportuna ao pré-natal⁽⁴⁶⁾.

Em contraste com o resultado encontrado no presente estudo, nas taxas preditas, um estudo mostrou que no período neonatal foi observado um ligeiro aumento na previsão da taxa para um período de cinco anos (2016 a 2020), decorrente de algumas transições na sociedade,

tais como: idade materna avançada, obesidade/diabetes/ hipertensão na gestante, aumento da taxa de cesarianas, poluição atmosférica, dentre outros⁽⁴⁷⁾. Além disso, para os anos subsequentes, interroga-se se os obstáculos à implementação de políticas públicas direcionados à saúde da mulher e da criança também não contribuem⁽³³⁾.

Em consonância com a previsão de decréscimo das taxas descrita nos resultados do presente estudo, em um estudo previu-se um decréscimo consistente de 16% em 2019 e 2020 no indicador de mortalidade neonatal, passando de 33,0 para 17,8 por 1.000 nascidos vivos, utilizando a modelagem ARIMA⁽⁴⁸⁾. Isso implica que a instituição da Estratégia Integrada de Saúde Materna, Neonatal e Infantil e expansão na oferta de assistência de terapia intensiva neonatal estão surtindo efeitos promissores na redução das mortes precoces⁽⁴⁸⁻⁴⁹⁾. Utilizar a técnica de predição possibilitada pelo método favorece a programação em saúde direcionada às estratégias em saúde materna e infantil, ao permitir confrontar os dados preditos com as metas pactuadas em políticas de saúde locais e internacionais⁽⁹⁾.

Por se tratar de um evento caracterizado como estocástico, deve-se considerar que os achados no presente estudo são uma probabilidade do evento se comportar. Ressalta-se, no entanto, que as predições apresentadas a partir da técnica sofrem influência de questões políticas, sociais e econômicas, em especial quando há cenários de restrições às políticas sociais compensatórias das desigualdades vigentes na sociedade⁽⁵⁰⁾. Merecem atenção especial as situações de Emergências em Saúde Pública de Interesse Nacional e Internacional, como aquela referente à pandemia pela COVID-19, que vulnerabilizou a população brasileira e, em particular, as mulheres grávidas e puérperas, assim como a rede prestadora de serviços de saúde pública e materno-infantil no país⁽⁵⁰⁻⁵¹⁾.

Os resultados do estudo mostrados na fase diagnóstica e validação dos modelos escolhidos para as duas séries foram pertinentes, evidenciando que os erros se configuram ruído branco e referindo que o modelo ajustado e a especificação ARIMA são adequados. A incorporação do método ARIMA na análise de mortes infantis, e por componentes, se apresenta como mais um dispositivo de planejamento de intervenções na gestão em saúde⁽⁹⁾.

Como exemplo do uso da modelagem ARIMA, um estudo avaliou o desempenho de alguns estados sobre a mortalidade infantil e mostrou que o método foi satisfatório nas previsões ao evidenciar que alguns estados não iriam conseguir atingir a meta de uma política nacional de 2017, de 29 óbitos por 1.000 nascidos vivos até o ano de 2019⁽⁴⁸⁾. Dessa forma, os métodos de previsão podem ser aplicados para transformar as práticas assistenciais e

direcionar a elaboração de políticas públicas de saúde⁽⁵²⁾, além de serem uma metodologia que permite utilizar dados de fontes oficiais e de baixo custo operacional⁽⁵³⁾.

A utilização desse tipo de modelagem no processo decisório e formulador de políticas em saúde em países mais pobres ainda é um desafio, seja por ausência ou fragilidade na coleta sistemática dos dados epidemiológicos, ou na dificuldade de consolidar sistemas de informações de qualidade e instituir uma cultura de utilização de dados⁽⁵³⁾.

Ressalta-se que, em decorrência do período do estudo, não se deve deixar de considerar a pandemia pela COVID-19, em que a síndrome respiratória aguda grave (SARS-CoV-2) culminou na crise de saúde global em caráter de urgência a partir do final de dezembro de 2019⁽⁵⁴⁾. Reconhecidamente, crises de saúde pública podem afetar a tendência temporal dos indicadores demográficos e de mortalidade⁽⁵⁵⁻⁵⁷⁾. Estudo recente, no entanto, que analisou as tendências dos resultados fetais e neonatais durante a pandemia pela COVID-19, evidenciou que os períodos pandêmicos não foram associados a uma mudança significativa nas taxas de natimortalidade e mortalidade neonatal em comparação com o período de linha de base⁽⁵⁸⁾.

A pandemia sobrecarregou os serviços de saúde devido ao aumento da incidência de casos graves e evoluções a óbito, fazendo com que muitos serviços essenciais de rotina se tornassem mais fragilizados na garantia de realização de estratégias primordiais no enfrentamento das mortes infantis - a exemplo da interrupção do pré-natal e, conseqüentemente, do aumento das intercorrências obstétricas nos serviços de urgência⁽⁵⁹⁾. Assim, deve-se ponderar que esse cenário epidemiológico poderá interferir nas predições realizadas pelo estudo, o que reforça a pertinência do monitoramento constante utilizando a modelagem de predição ARIMA, proporcionando uma melhor gestão da informação e auxiliar na tomada de decisão.

As limitações do estudo se referem ao uso de dados secundários, os quais estão sujeitos às subnotificações. Entretanto, vale salientar que o SIM vem apresentando melhoria na qualidade dos dados ao longo do tempo⁽⁷⁾. Ademais, foram utilizados dados do SIM, investigados e qualificados pela estratégia de vigilância do óbito fetal e infantil. Essa estratégia, reconhecidamente, contribui para o aprimoramento da notificação da causa básica e da evitabilidade dos óbitos⁽⁶⁰⁾. Estudos realizados no Brasil demonstraram a contribuição dessa vigilância para a definição da causa básica do óbito⁽⁶⁰⁻⁶¹⁾. Outra limitação diz respeito ao uso da modelagem ARIMA que parte da premissa de que o evento estudado é tratado como comportamento uniforme (linear) durante o período

observado⁽²⁰⁾. Também deve ser considerado que as predições podem ser afetadas pelos efeitos diretos ou indiretos da pandemia pela COVID-19 na saúde materno e infantil.

Os resultados deste estudo podem contribuir para a enfermagem na identificação do comportamento da taxa de mortalidade nas primeiras 24 horas de vida, dando visibilidade ao problema de saúde pública em questão e oferecendo subsídios à tomada de decisão para concentrar recursos nas práticas assistenciais para contribuir na redução de mortes tão prematuras.

Conclusão

A previsão sugere avanços na redução da mortalidade nas primeiras 24 horas de vida no estado e por causas evitáveis. Os modelos ARIMA apresentaram estimativas satisfatórias para as taxas de mortalidade e por causas evitáveis nas primeiras 24 horas de vida.

Embora a redução observada na mortalidade nas primeiras 24 horas de vida e por causas evitáveis, ainda há um longo caminho a ser percorrido referente aos determinantes da saúde materno-infantil no estado. Exigem-se esforços na qualificação e ampliação do contínuo assistencial, o que convida para a elaboração de estudos adicionais sobre a rede de cuidados ao parto e nascimento. Desse modo, espera-se que os resultados encontrados possam contribuir para a formulação de estratégias e tomada de decisões com o intuito de reduzir as mortes neonatais.

Referências

1. Mulu GB, Gebremichael B, Desta KW, Kebede MA, Aynalem YA, Getahun MB. Determinants of Low Birth Weight Among Newborns Delivered in Public Hospitals in Addis Ababa, Ethiopia: Case-Control Study. *Pediatr Health Med Ther.* 2020;24(11):119-26. <https://doi.org/10.2147%2FPHMT.S246008>
2. Yu X, He C, Wang Y, Kang L, Miao L, Chen J, et al. Preterm neonatal mortality in China during 2009-2018: A retrospective study. *PLoS One.* 2021;16(12). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0260611>
3. França EB, Lansky S, Rego MAS, Malta DC, França JS, Teixeira R, et al. Leading causes of child mortality in Brazil, in 1990 and 2015: estimates from Global Burden of Disease study. *Rev Bras Epidemiol.* 2017;20(suppl 1):46-60. <https://doi.org/10.1590/1980-5497201700050005>
4. United Nations Inter-Agency Group for Child Mortality Estimation. Data estimates [Homepage]. New York, NY: UN; c2019 [cited 2023 Feb 06]. Available from: <https://childmortality.org/data>

5. Parmigiani S, Bevilacqua G. Can we reduce worldwide neonatal mortality? *Acta Biomed.* 2022;93(5). <https://doi.org/10.23750/abm.v93i5.13225>
6. Ministério da Saúde (BR), Departamento de Informática do SUS. DATASUS [Homepage]. Brasília: MS; c2022 [cited 2023 Feb 06]. Available from: <https://datasus.saude.gov.br/informacoes-de-saude-tabnet/>
7. Lima SS, Braga MC, Vanderlei LCM, Luna CF, Frias PG. Assessment of the impact of prenatal, childbirth, and neonatal care on avoidable neonatal deaths in Pernambuco State, Brazil: an adequacy study. *Cad Saude Publica.* 2020;36(2). <https://doi.org/10.1590/0102-311X00039719>
8. Fonseca SC, Kale PL, Teixeira GHMC, Lopes VGS. Avoidability of fetal deaths: reflections on the Brazilian List of Avoidable Causes of Deaths through interventions by the Brazilian Unified National Health System. *Cad Saude Publica.* 2021;37(7). <https://doi.org/10.1590/0102-311x00265920>
9. Bernardino FBS, Gonçalves TM, Pereira TID, Xavier JS, Freitas BIBM, Gaíva MAM. Neonatal mortality trend in Brazil from 2007 to 2017. *Cien Saude Colet.* 2022;27(2):567-78. <https://doi.org/10.1590/1413-81232022272.41192020>
10. Alamirew WG, Belay DB, Zeru MA, Derebe MA, Adegeh SC. Prevalence and associated factors of neonatal mortality in Ethiopia. *Sci Rep.* 2022;12(1):12124. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-16461-3>
11. Ministério da Saúde (BR), Gabinete do Ministro. Portaria nº 72, de 11 de janeiro de 2010. Estabelece que a vigilância do óbito infantil e fetal é obrigatória nos serviços de saúde (públicos e privados) que integram o Sistema Único de Saúde (SUS). *Diário Oficial da União* [Internet]. 2010 Jan 12 [cited 2023 Feb 06];1:29.
12. Alexandre MG, Rocha CMF, Carvalho PRA. Vigilância e evitabilidade do óbito infantil numa capital do extremo sul do Brasil. *Rev Cont Saúde.* 2022;22(46). <https://doi.org/10.21527/2176-7114.2022.46.13346>
13. Saltarelli RMF, Prado RR, Monteiro RA, Malta DC. Trend in mortality from preventable causes in children: contributions to the evaluation of the performance of public health services in the southeast region of Brazil. *Rev Bras Epidemiol.* 2019;22:e190020. <https://doi.org/10.1590/1980-549720190020>
14. Oliveira CM, Bonfim CV, Guimarães MJB, Frias PG, Medeiros ZM. Infant mortality: temporal trend and contribution of death surveillance. *Acta Paul Enferm.* 2016;29(3):282-290. <https://doi.org/10.1590/1982-0194201600040>
15. Silva ABS, Araújo ACM, Frias PG, Vilela MBR, Bonfim CV. Auto-Regressive Integrated Moving Average Model (ARIMA): conceptual and methodological aspects and applicability in infant mortality. *Rev Bras Saude Mater Infant.* 2021;21(2):647-56. <https://doi.org/10.1590/1806-93042021000200016>
16. Chaib DC. A mortalidade infantil no estado de São Paulo: uma previsão da taxa por meio da modelagem SARIMA. *Rev Econ UEG.* 2019;15(1):44-52. <https://doi.org/10.5281/zenodo.5236829>
17. Silva DP. Mortalidade infantil por malformações congênitas: estudo de série temporal. *Rev Baiana Saude Publica.* 2018;42(3). <https://doi.org/10.22278/2318-2660.2018.v42.n3.a3117>
18. Costa MCN, Mota ELA, Paim JS, Silva LMV, Teixeira MG, Mendes CMC. Infant mortality in Brazil during recent periods of economic crisis. *Rev Saude Publica.* 2003;37(6):699-706. <https://doi.org/10.1590/S0034-89102003000600003>
19. Mendes PSA, Ribeiro HC Júnior, Mendes CM. Temporal trends of overall mortality and hospital morbidity due to diarrheal disease in Brazilian children younger than 5 years from 2000 to 2010. *J Pediatr.* 2013;89(3):315-25. <https://doi.org/10.1016/j.jped.2012.10.002>
20. Shumway RH, Stoffer DS. *Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples.* 3. ed. New York, NY: Springer; 2011.
21. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. IBGE Cidades [Homepage]. c2017 [cited 2022 Nov 19]. Available from: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pe/panorama>
22. Secretaria Estadual da Saúde de Pernambuco, Secretaria Executiva de Vigilância em Saúde, Diretoria Geral de Promoção, Monitoramento e Avaliação da Vigilância em Saúde. *Perfil Socioeconômico, Demográfico e Epidemiológico: Pernambuco 2016* [Internet]. 1. ed. Recife: SES; 2016 [cited 2023 Feb 06]. 238 p. Available from: https://portal.saude.pe.gov.br/sites/portal.saude.pe.gov.br/files/perfil_socioeconomico_demografico_e_epidemiologico_de_pernambuco_2016.pdf
23. Ministério da Saúde (BR). *Informação e Gestão da Atenção Básica: Histórico de Cobertura por competência e unidade geográfica* [Homepage]. Brasília: MS; c2022 [cited 2023 Feb 06]. Available from: <https://egestorab.saude.gov.br/paginas/acesoPublico/relatorios/relHistoricoCobertura.xhtml>
24. Malta DC, Sardinha LMV, Moura L, Lansky S, Leal MC, Szwarcwal CL, et al. Update of avoidable causes of deaths due to interventions at the Brazilian Health System. *Epidemiol Serv Saúde.* 2010;19(2):173-6. <https://doi.org/10.5123/S1679-49742007000400002>
25. R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing* [Homepage]. Vienna: R Foundation for Statistical Computing; 2023 [cited 2023 Feb 06]. Available from: <https://www.R-project.org/>
26. Venables WN, Ripley BD. *Modern Applied Statistics with S.* 4. ed. New York, NY: Springer; 2002.

27. Sakamoto Y, Ishiguro M, Kitagawa G. Akaike Information Criterion Statistics. Dordrecht: Reidel Publishing Company; 1986.
28. Said SE, Dickey DA. Testing for Unit Roots in Autoregressive-Moving Average Models of Unknown Order. *Biometrika*. 1984;71:599-607.
29. Perron P. Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series. *J Econ Dyn Control*. 1988;12:297-332.
30. Kwiatkowski D, Phillips PCB, Schmidt P, Shin Y. Testing the Null Hypothesis of Stationarity against the Alternative of a Unit Root. *J Econometrics*. 1992;54:159-78.
31. Hyndman RJ, Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice. Melbourne: OTexts; 2018.
32. Ljung GM, Box GEP. On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*. 1978;65(2):297-303. <https://doi.org/10.2307/2335207>
33. Royston P. Algorithm AS 181: The W test for Normality. *App Stat*. 1982;31:176-80. <https://doi.org/10.2307/2347986>
34. Cromwell JB, Labys WC, Terraza M. Univariate Tests for Time Series Models. Thousand Oaks, CA: Sage; 1994.
35. Prezotto KH, Oliveira RR, Pelloso SM, Fernandes CAM. Trend of preventable neonatal mortality in the States of Brazil. *Rev Bras Saude Mater Infant*. 2021;21(1):291-9. <https://doi.org/10.1590/1806-93042021000100015>
36. Wang XL, Wang J, Yuan L, Shi WJ, Cao Y, Chen C. Trend and causes of neonatal mortality in a level III children's hospital in Shanghai: a 15-year retrospective study. *World J Pediatr*. 2018;14(1):44-51. <https://doi.org/10.1007/s12519-017-0101-y>
37. Nyoni SP, Nyoni T. Modeling and forecasting Infant deaths in Zimbabwe using ARIMA Models. *JournalNX [Internet]*. 2020 [cited 2023 Feb 06];6(7):142-51. Available from: <https://repo.journalnx.com/index.php/nx/article/view/1052>
38. Leal MC, Szwarwald CL, Almeida PVB, Aquino EML, Barreto ML, Barros F, et al. Saúde reprodutiva, materna, neonatal e infantil nos 30 anos do Sistema Único de Saúde (SUS). *Cien Saude Colet*. 2018;23(6):1915-28. <https://doi.org/10.1590/1413-81232018236.03942018>
39. Silva ESA, Paes NA. Programa Bolsa Família e a redução da mortalidade infantil nos municípios do Semiárido brasileiro. *Cien Saude Colet [Internet]*. 2019 [cited 2023 Feb 06];24(2):623-30. Available from: <https://doi.org/10.1590/1413-81232018242.04782017>
40. Gama SGN, Thomaz EBAF, Bittencourt SDA. Avanços e desafios da assistência ao parto e nascimento no SUS: o papel da Rede Cegonha. *Cien Saude Colet [Internet]*. 2021 [cited 2023 Feb 06];26(3):772. Available from: <https://doi.org/10.1590/1413-81232021262.41702020>
41. Vanderlei LCM, Frias PG. Uncertainties in the Brazilian scenario and its implications in mother and child health. *Rev Bras Saude Mater Infant*. 2016;16(4):375-6. <https://doi.org/10.1590/1806-93042016000400001>
42. Souza CDF, Albuquerque AR, Cunha EJO, Silva LCF Junior, Silva JVM, Santos FGB, et al. New century, old problems: infant mortality trend and its components in the northeast region of Brazil. *Cad Saude Colet*. 2021;29(1):133-42. <https://doi.org/10.1590/1414-462X202129010340>
43. Eriksson L, Nga NT, Hoa DTP, Duc DM, Bergström A, Wallin L, et al. Secular trend, seasonality, and effects of a community-based intervention on neonatal mortality: follow-up of a cluster-randomised trial in Quang Ninh province, Vietnam. *J Epidemiol Community Health*. 2018;72(9):776-82. <https://doi.org/10.1136/jech-2017-209252>
44. Freitas JLG, Alves JC, Pereira PPS, Moreira KFA, Farias ES, Cavalcante DFB. Child mortality for avoidable causes in Rondônia: temporal series study, 2008-2018. *Rev Gaúcha Enferm*. 2021;42:e20200297. <https://doi.org/10.1590/1983-1447.2021.20200297>
45. Silva ABS, Araújo ACM, Frias PG, Vilela MBR, Bonfim CV. Avoidable deaths in the first 24 hours of life: health care reflexes. *Rev Bras Enferm*. 2022;75(1):e20220027. <https://doi.org/10.1590/0034-7167-2022-0027pt>
46. Pereira JCN, Caminha MFC, Gomes RA, Santos CC, Lira PIC, Batista M Filho. Evolução temporal do pré-natal em Pernambuco. *Rev Enferm UERJ*. 2022;30. <https://doi.org/10.12957/reuerj.2022.64056>
47. Cao H, Wang J, Li Y, Li D, Guo J, Hu Y, et al. Trend analysis of mortality rates and causes of death in children under 5 years old in Beijing, China from 1992 to 2015 and forecast of mortality into the future: an entire population-based epidemiological study. *BMJ Open*. 2017;7. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2017-015941>
48. Usman A, Sulaiman MA, Abubakar I. Trend of Neonatal Mortality in Nigeria from 1990 to 2017 using Time Series Analysis. *J Appl Sci Environ Manage*. 2019;23(5):865-9. <https://doi.org/10.4314/jasem.v23i5.15>
49. Nwokiki C, Offorha BC, Obubu M, Uche-Ikonne O. ARIMA Modelling of Neonatal Mortality in Abia State of Nigeria. *AJPAS*. 2020;6(2):54-62. <https://doi.org/10.9734/AJPAS/2020/v6i230158>
50. Castro JA. Social protection in times of Covid-19. *Saude Debate*. 2020;44(n.spe4):88-99. <https://doi.org/10.1590/0103-11042020E405>
51. Singh MP, Singh RD. Predicting infant mortality in India using time series models. *Int J Stat Appl Math [Internet]*. 2018 [cited 2023 Feb 06];3(5):33-42. Available from: <https://www.mathsjournal.com/pdf/2018/vol3issue5/PartA/3-4-32-614.pdf>
52. Slama A, Śliwczyński A, Woźnica J, Zdrolik M, Wiśnicki B, Kubajek J, et al. Impact of air pollution on hospital

admissions with a focus on respiratory diseases: a time-series multi-city analysis. *Environ Sci Pollut Res*. 2019;26:16998:17009. <https://doi.org/10.1007/s11356-019-04781-3>

53. Vankan E, Kuijk SM, Nijhuis JG, Aardenburg R, Delemarre FMC, Dirksen CD, et al. External validation of a prediction model on vaginal birth after caesarean in The Netherlands: a prospective cohort study. *J Perinat Med*. 2021;49(3):357-63. <https://doi.org/10.1515/jpm-2020-0308>

54. Huang C, Wang Y, Li X, Ren L, Zhao J, Hu Y, et al. Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan, China. *Lancet*. 2020;395(10223):497-506. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)30183-5](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30183-5)

55. Marteleto LJ, Sereno LGF, Coutinho RZ, Dondero M, Alves SV, Lloyd R, et al. Fertility trends during successive novel infectious disease outbreaks: Zika and COVID-19 in Brazil. *Cad Saude Publica*. 2022;38(4):EN230621. <https://doi.org/10.1590/0102-311XEN230621>

56. Ullah MA, Moin AT, Araf Y, Bhuiyan AR, Griffiths MD, Gozal D. Potential Effects of the COVID-19 Pandemic on Future Birth Rate. *Front. Public Health*. 2020;8:578438. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2020.578438>

57. Carvalho-Sauer RCO, Costa MCN, Teixeira MG, Nascimento EMR, Silva EMF, Barbosa MLA, et al. Impact of COVID-19 pandemic on time series of maternal mortality ratio in Bahia, Brazil: analysis of period 2011–2020. *BMC Pregnancy Childb*. 2021;21(423). <https://doi.org/10.1186/s12884-021-03899-y>

58. Shukla VV, Rahman AKMF, Shen X, Black A, Arora N, Lal CV, et al. Trends in fetal and neonatal outcomes during the COVID-19 pandemic in Alabama. *Pediatr Res*. 2023;94:356-61. <https://doi.org/10.1038/s41390-023-02533-1>

59. Hekimoğlu B, Aktürk Acar F. Effects of COVID-19 pandemic period on neonatal mortality and morbidity. *Pediatr Neonatol*. 2022;63(1):78-83. <https://doi.org/10.1016/j.pedneo.2021.08.019>

60. Marques LJP, Pimentel DR, Oliveira CM, Vilela MBR, Frias PG, Bonfim CV. Agreement between underlying cause and preventability of infant deaths before and after the investigation in Recife, Pernambuco State, Brazil, 2014. *Epidemiol Serv Saude*; 2018;27(1):e20170557. <https://doi.org/10.5123/s1679-49742018000100007>

61. Marques LJP, Silva ZP, Alencar GP, Almeida MF. Contributions by the investigation of fetal deaths for improving the definition of underlying cause of death in the city of São Paulo, Brazil. *Cad Saude Publica*; 2021;37(2):e00079120. <https://doi.org/10.1590/0102-311X00079120>

Contribuição dos autores

Concepção e desenho da pesquisa: Aline Beatriz dos Santos Silva, Paulo Germano de Frias, Ana Catarina de Melo Araújo, Cristine Vieira do Bonfim. **Obtenção de dados:** Aline Beatriz dos Santos Silva, Luciana Scarlazzari Costa, Paulo Germano de Frias, Cristine Vieira do Bonfim.

Análise e interpretação dos dados: Aline Beatriz dos Santos Silva, Luciana Scarlazzari Costa, Paulo Germano de Frias, Ana Catarina de Melo Araújo, Cristine Vieira do Bonfim.

Análise estatística: Aline Beatriz dos Santos Silva, Luciana Scarlazzari Costa, Paulo Germano de Frias, Cristine Vieira do Bonfim. **Redação do manuscrito:** Aline Beatriz dos Santos Silva, Paulo Germano de Frias, Ana Catarina de Melo Araújo, Cristine Vieira do Bonfim.

Revisão crítica do manuscrito quanto ao conteúdo intelectual importante: Aline Beatriz dos Santos Silva, Luciana Scarlazzari Costa, Paulo Germano de Frias, Ana Catarina de Melo Araújo, Cristine Vieira do Bonfim.

Todos os autores aprovaram a versão final do texto.

Conflito de interesse: os autores declararam que não há conflito de interesse.

Recebido: 06.02.2023

Aceito: 06.09.2023

Editor Associado:

Ricardo Alexandre Arcêncio

Autor correspondente:

Aline Beatriz dos Santos Silva

E-mail: alinebeatriz92@gmail.com

 <https://orcid.org/0000-0001-9559-8524>

Copyright © 2023 Revista Latino-Americana de Enfermagem

Este é um artigo de acesso aberto distribuído sob os termos da Licença Creative Commons CC BY.

Esta licença permite que outros distribuam, remixem, adaptem e criem a partir do seu trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que lhe atribuam o devido crédito pela criação original. É a licença mais flexível de todas as licenças disponíveis. É recomendada para maximizar a disseminação e uso dos materiais licenciados.