



Análisis temporal de la mortalidad por causas evitables en las primeras 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>

Destacados: (1) ARIMA es un modelo aplicable a la mortalidad en las primeras 24 horas de vida. (2) Las predicciones realizadas muestran un descenso durante el período 2022 a 2026. (3) Subsidio para enfermería en las prácticas asistenciales y reducción las muertes tempranas.



Objetivo: analizar el patrón temporal y estimar las tasas de mortalidad en las primeras 24 horas de vida y por causas evitables en el estado de Pernambuco en el período de 2000 a 2021. **Método:** estudio ecológico, teniendo como unidad de análisis el trimestre. La fuente de datos se constituyó por el Sistema de Informaciones sobre Mortalidad y el Sistema de Informaciones sobre Nacidos Vivos. El modelado de series temporales se realizó según el Modelo Autorregresivo Integrado de Promedio Móvil. **Resultados:** se registraron 14.462 óbitos en las primeras 24 horas de vida, siendo 11.110 (el 76,8%) evitables. Se observa para los pronósticos (*forecasts*) que la tasa de mortalidad en las primeras 24 horas de vida registro una variación de 3,3 a 2,4 por 1.000 nacidos vivos, y la tasa de mortalidad por causas evitables de 2,3 a 1,8 por 1.000 nacidos vivos. **Conclusión:** la predicción sugirió avances en la reducción de la mortalidad en las primeras 24 horas de vida en el estado y por causas evitables. Los modelos ARIMA presentaron estimaciones satisfactorias para las tasas de mortalidad y por causas evitables en las primeras 24 horas de vida.

Descriptorios: Causas de Muerte; Mortalidad Neonatal Precoz; Enfermería Neonatal; Estudios Epidemiológicos; Modelos de Predicción; Salud Pública.

* Artículo parte de la disertación de maestría "Análise espaço-temporal da mortalidade nas primeiras 24 horas de vida e sua evitabilidade do estado de Pernambuco, 2000-2019", presentada en la Universidade Federal de Pernambuco, Recife, PE, Brasil. Apoyo financiero de la Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), Código de Financiamento 001, proceso nº 88882.387007/2019-01, Brasil, y de la Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia de Pernambuco (APQ-0389-4.06/20) a través del 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 Becaria de la 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.

Cómo citar este artículo

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>

Introducción

La mortalidad neonatal, que ocurre en los primeros 28 días de vida, es un importante indicador de la salud de una población⁽¹⁾. Cuanto más se acerca el día del nacimiento, mayor es el riesgo de muerte⁽¹⁾. Las primeras 24 horas de vida corresponden al momento más vulnerable para el neonato, ya que requiere cuidados constantes y efectivos que reduzcan los riesgos de resultados desfavorables⁽²⁾.

La magnitud de las muertes neonatales se mide mediante el cálculo de la tasa de mortalidad neonatal (de 0 a 27 días), que puede ser analizada por los componentes: neonatal temprana (de 0 a 6 días) o neonatal tardía (de 7 a 27 días)⁽³⁾. Entre los años 1990 y 2019, la tasa global de mortalidad neonatal disminuyó de 36,7 a 17,5 por 1.000 nacidos vivos y en Brasil pasó de 25,3 a 7,9 muertes por 1.000 nacidos vivos⁽⁴⁾. Aproximadamente el 75% de las muertes en el período neonatal ocurren en la primera semana de vida, y las primeras 24 horas de vida representan una proporción importante (del 25% al 45%) de la mortalidad neonatal global⁽⁵⁾.

Entre las grandes regiones brasileñas, la tasa de mortalidad en las primeras 24 horas de vida registra variaciones. En la serie temporal de 2000 a 2019, la región Nordeste se sobresaie con las tasas más altas, que variaron de 6,1 a 3,8, por 1.000 nacidos vivos, respectivamente. Durante el período, la región que presentó el mayor porcentaje de reducción de la tasa fue el Sudeste (el 45,2%), seguido del Sur (el 42,5%)⁽⁶⁾. En el estado de Pernambuco, entre 2000 y 2016, se registraron 30.119 muertes neonatales, representando el 60,6% de las muertes en menores de un año. De este total, el 68,1% se dieron por causas evitables y en el período neonatal temprano⁽⁷⁾.

La relación entre los óbitos neonatales y la atención asistencial hace que estos óbitos sean potencialmente evitables⁽⁸⁾. Se elaboraron métodos y listas de clasificación para discutir las causas evitables de óbito infantil y neonatal⁽⁹⁾. Algunos métodos se desarrollaron en varias partes del mundo: Chile (1979), Europa (1980), Estados Unidos (1989) y Brasil (2007), así como la Lista Brasileña de Causas de Muertes Evitables por Intervenciones del Sistema Único de Salud (SUS)⁽⁹⁾.

La aplicación de métodos de evitabilidad posibilita identificar los principales factores etiológicos involucrados en las muertes neonatales⁽¹⁰⁾. En Brasil, la vigilancia del óbito infantil es obligatoria en los servicios de salud (públicos y privados) que componen el SUS⁽¹¹⁾. Esta iniciativa contribuyó para una real elucidación de las causas básicas y asociadas, de los criterios de evitabilidad y para la completitud de las variables del Certificado de Defunción (CD) *Declaração de Óbito (DO)*⁽¹²⁻¹³⁾.

La vigilancia y el monitoreo del comportamiento temporal de indicadores de muertes tan tempranas son estrategias que contribuyen para la toma de decisiones por los que formulan las políticas y por los gestores de salud, a fin de mejorar la atención asistencial materna y neonatal⁽¹⁴⁾.

Analizar el comportamiento temporal y realizar predicciones acerca de la mortalidad infantil o sus componentes es una herramienta con gran potencial en el campo de la salud pública, ya que permite conocer el comportamiento del fenómeno en cuestión en el tiempo, contribuyendo a la toma de decisiones⁽¹⁵⁾. Diferentes estudios reconocen la aplicabilidad del análisis temporal en la comprensión de la mortalidad infantil⁽¹⁵⁻¹⁶⁾. Un estudio realizado en el estado de São Paulo mostró una perspectiva de disminución de la mortalidad infantil en el período de 1996 a 2016⁽¹⁶⁾. En este se destaca la potencialidad del análisis temporal a través de la confiabilidad de la predicción por medio de datos disponibles en los sistemas de salud locales⁽¹⁶⁾.

Los estudios epidemiológicos sobre la mortalidad en las primeras 24 horas de vida son fundamentales para comprender las causas evitables y así contribuir a resolverlas. Además, en la literatura nacional hay pocos estudios que utilizan el modelo Autorregresivo Integrado de Promedio Móvil (ARIMA) aplicado a la mortalidad infantil y sus componentes⁽¹⁶⁻¹⁹⁾.

Considerando que las primeras 24 horas de vida representan un período crítico para la supervivencia del recién nacido, la comprensión de la evolución en el tiempo con respecto a la mortalidad en esta franja etaria es imprescindible para fomentar la planificación de intervenciones en salud más adecuadas. Por lo tanto, este estudio tuvo como objetivo analizar el patrón temporal y estimar las tasas de mortalidad en las primeras 24 horas de vida y por causas evitables en Pernambuco, en el período de 2000 a 2021.

Método

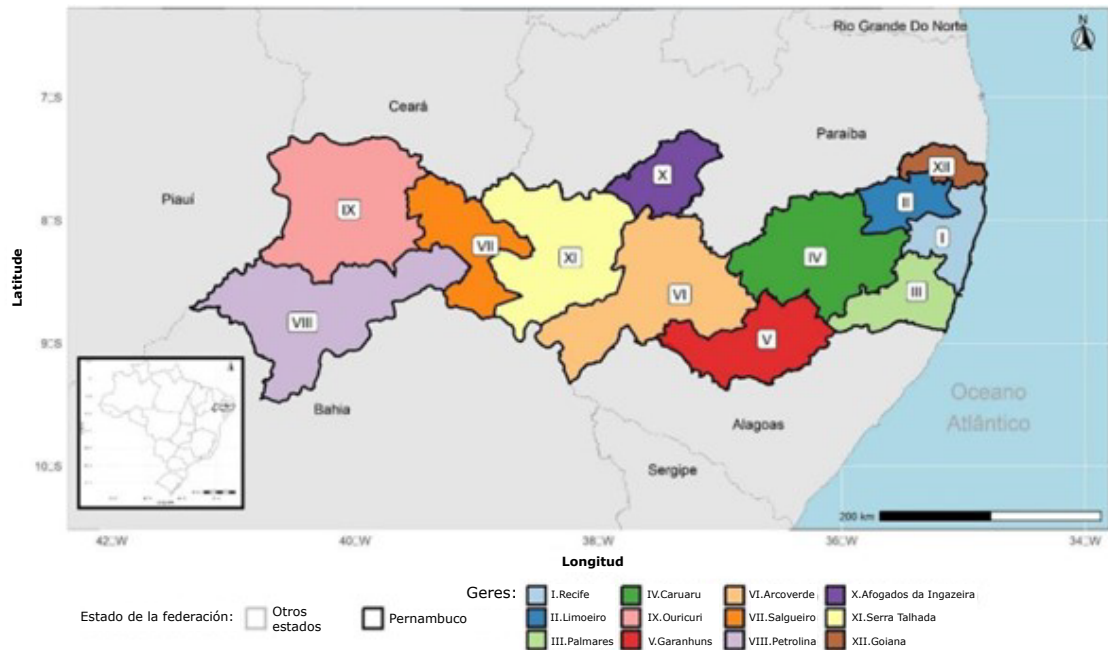
Lineamiento del estudio

Se trata de un estudio ecológico de series temporales, en el que el trimestre constituyó la unidad temporal de análisis. La elección de la unidad de análisis resultó del supuesto mínimo de 50 observaciones que la serie temporal debe poseer para estimar el coeficiente de autocorrelación, y así, construir un modelo aceptable⁽²⁰⁾. La elección de la unidad también consideró el análisis de la variabilidad de la tasa calculada para el estado en el período de un año, cuando el trimestre presentó menor variación.

Escenario

El estudio se realizó en el estado de Pernambuco (PE), ubicado en la región Nordeste de Brasil, con un área territorial de 98.068,021 km², según el Instituto Brasileño de Geografía y Estadística (IBGE)⁽²¹⁾. Cuenta con 184 municipios y el distrito estadual de Fernando de

Noronha, y tiene como capital el municipio de Recife⁽²¹⁾. El número de nacidos vivos registrado en 2021 en el estado fue de 126.211⁽⁶⁾. La conformación territorial de salud estadual se compone de 12 regiones de salud agrupadas en cuatro macrorregiones: Metropolitana, Agreste, Sertão y Vale do São Francisco/Araripe⁽²²⁾ (Figura 1).



Fuente: Datasus

Figura 1 - Mapa del estado de Pernambuco con su división en regiones de salud agrupadas en macrorregiones, Pernambuco, Brasil

La cobertura de atención primaria en Pernambuco en 2022, de acuerdo con los informes de e-Gestor Atención Básica, varió del 72,8% al 76,2% de enero a diciembre, respectivamente⁽²³⁾. La Región de Salud I, donde se ubica Recife, la capital del estado, como sede, concentra el mayor número de médicos obstetras, así como el cuantitativo de lechos de cuidados intermedios e intensivos, habiendo un vacío asistencial más acentuado en la mesorregión del "sertão" del estado⁽⁷⁾.

Población y período

Se incluyeron los óbitos registrados en las primeras 24 horas de vida y los nacidos vivos en el estado, en el período de 2000 a 2021.

Recogida de datos

Como fuente de información se utilizaron datos oficiales del Departamento de Informática del SUS (DATASUS) del Ministerio de Salud de Brasil: Sistema de Informaciones sobre Mortalidad (SIM y Sistema de Informaciones sobre Nacidos Vivos (SINASC)⁽⁶⁾.

Tratamiento y análisis de los datos

El cálculo de la tasa de mortalidad consiste en la razón del número de óbitos en las primeras 24 horas de vida y el total de nacidos vivos multiplicado por 1.000. La tasa de mortalidad por causas evitables es la razón del número de óbitos en las primeras 24 horas de vida por causas evitables y el total de nacidos vivos multiplicado por 1.000.

La evitabilidad de los óbitos ocurridos en las primeras 24 horas de vida se analizó a partir de la Lista Brasileña de Causas de Muertes Evitables por Intervenciones del SUS para menores de cinco años, que clasifica las muertes en tres agrupaciones de causas: evitables, mal definidas y demás causas de muerte (no claramente evitables)⁽²⁴⁾. Esta clasificación considera las diversas densidades tecnológicas de salud disponibles para la población en el contexto nacional de salud de Brasil⁽²⁴⁾.

Se analizaron las series históricas de la tasa de mortalidad y de la tasa de mortalidad por causas evitables en las primeras 24 horas de vida y se estimaron los valores futuros (predicción). Para este análisis, las series consideradas eran trimestrales, lo que implica una

frecuencia igual a 4. Se utilizó el lenguaje de programación estadístico R versión 4.2.2 (<https://www.r-project.org/>)⁽²⁵⁾, utilizando el paquete *forecast* (versión 8.20) para el ajuste de los modelos y el paquete *tseries* (versión 0.10-53) para la aplicación de las pruebas de diagnóstico de estacionariedad y normalidad.

El paquete *forecast* presenta la función *auto.arima*, que aplica el algoritmo de selección de variables paso a paso (*stepwise*) hacia adelante y hacia atrás para seleccionar la mejor especificación para el modelo ARIMA⁽²⁶⁾. En esta metodología se prueban varias configuraciones de modelos y se mide el AIC - Criterios de Información de Akaike (*Akaike Information Criteria*) para cada una de estas configuraciones⁽²⁷⁾. Al final, se verifica cual modelo presentó el menor valor AIC, y este se elige como la mejor configuración de entre las probadas.

Para definir los parámetros de entrada de la función *auto.arima*, se evaluaron las funciones de Autocorrelación (ACF) y Autocorrelación Parcial (PACF) así como las pruebas de Estacionariedad Aumentada de Dickey-Fuller (ADF), Phillips-Perron (PP) y Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS)⁽²⁸⁻³⁰⁾. Con esta evaluación, los parámetros de entrada utilizados en la función *auto.arima* fueron: probar series estacionales, con promedio distinto de cero, con deriva *drift* (término de tendencia adicional) y no estacionarias. Además, también se utilizó la transformación de Box-Cox para no permitir estimaciones negativas y control de la varianza de la serie.

La función general del modelo ARIMA es una combinación de los siguientes parámetros: valores pasados autorregresivos (p) y ruidos, promedios móviles, (q) pasados, y cuando la serie no es estacionaria, se aplican diferenciaciones (d) para hacerla estacionaria⁽²⁰⁾. Así, la ACF es una función que irá auxiliar si valores pasados (p) están relacionados con los valores presentes, ya la PACF es una función que mide cómo es que las observaciones en un determinado instante de tiempo se relacionan, en promedio, con las observaciones en instantes de tiempo anteriores, pero conocidas las observaciones intermedias (q)⁽²⁰⁾. Estos conceptos pueden evolucionar a términos estacionales. En el modelo ARIMA, la estacionalidad se presenta de forma multiplicativa⁽³¹⁾.

Finalmente, el modelo final fue validado mediante el análisis estadístico Q de Ljung Box, que prueba la hipótesis de que los residuos no están en autocorrelación, además de la verificación multiplicativa⁽³¹⁾ de la normalidad de los residuos por medio de las pruebas de Shapiro-Wilk y Jarque-Bera⁽³²⁻³⁴⁾. Tras la fase de validación, se realizó la proyección para el período posterior al muestreo de cinco años (2022-2026), que correspondió a 20 puntos estimados. Junto con las proyecciones, se realizaron sus respectivos intervalos de confianza del 80% y del 95%.

La nomenclatura utilizada para los modelos ARIMA fue la clásica ARIMA (p,d,q)(P,D,Q)[f], cuyos índices p, d y q representan, respectivamente, el término autorregresivo, de diferenciación y de promedios móviles. Ya los términos P, D, Q informan los mismos términos anteriores, pero para la parte estacional del modelo, [f] indica la frecuencia de la serie (para este estudio f=4), y solo aparecerá si la configuración utilizada es estacional (es decir, si se tiene algún término para P, D o Q).

Aspectos éticos

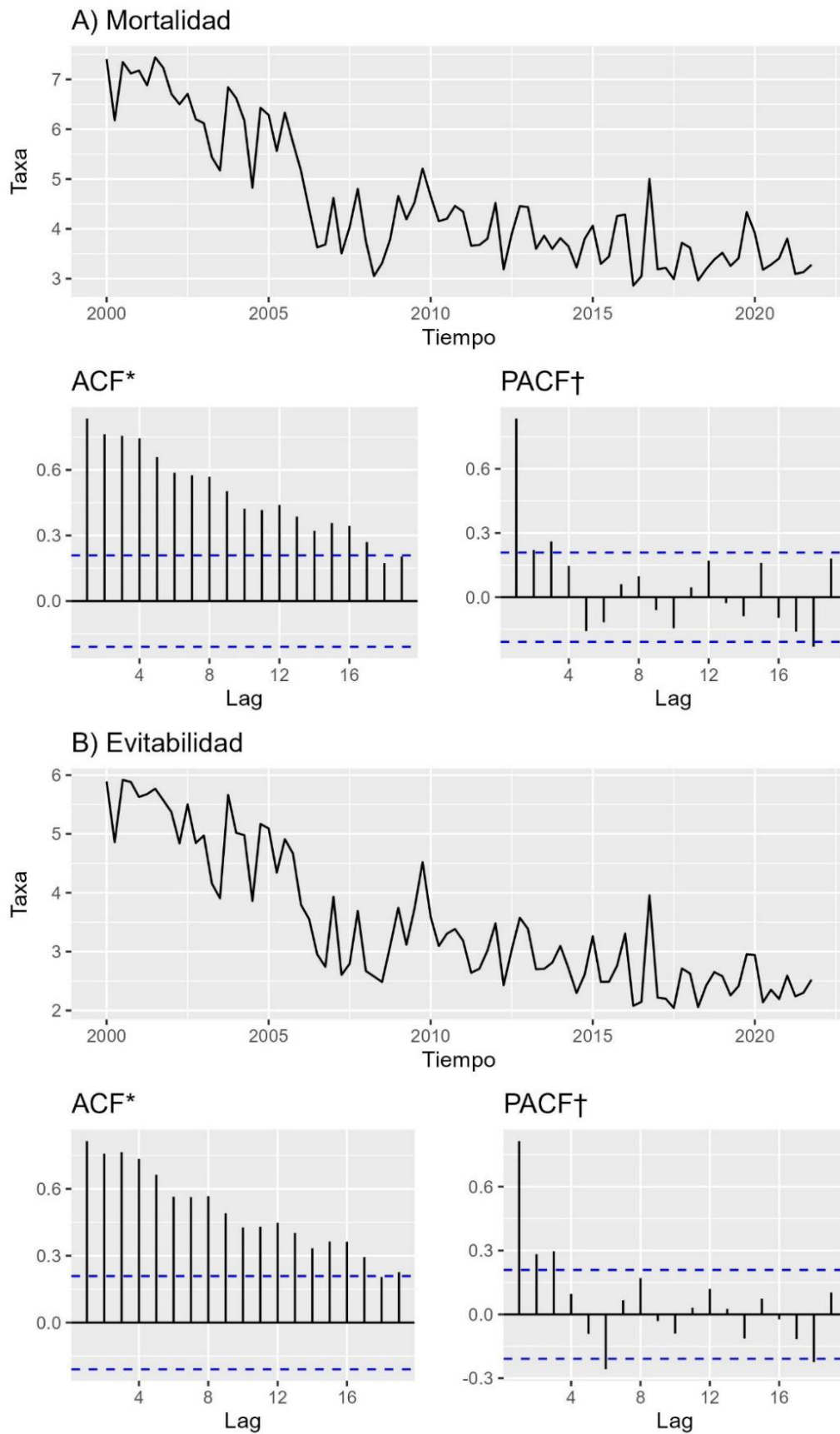
El artículo fue aprobado por el Comité de Ética en Investigación de la Universidad Federal de Pernambuco bajo el número de Certificado de Presentación para Apreciación Ética (CAAE) 36549020.0.0000.5208.

Resultados

En el período del estudio, 2000 a 2021, se registraron 55.964 óbitos infantiles, de los cuales 14.462 (el 25,8%) ocurrieron en las primeras 24 horas de vida. El total de óbitos por causas evitables en el estudio representó 11.110 (el 76,8% del total de óbitos registrados en las primeras 24 horas de vida). La tasa de mortalidad en las primeras 24 horas de vida en el período varió de 7,8 a 3,2 óbitos por mil nacidos vivos y la tasa de mortalidad en las primeras 24 horas por causas evitables de 6,6 a 2,5 óbitos evitables por mil nacidos vivos. La tasa promedio de mortalidad del período correspondió a 4,6 óbitos por 1.000 nacidos vivos y 3,5 óbitos por causas evitables (Figura 2).

Al evaluar los ACF y PACF de las series (Figura 2), es posible verificar un patrón estacional en los desfases de los ACFs/PACFs así como un indicativo de una fuerte tendencia en la serie, por un lento debilitamiento encontrado en los ACFs. Las pruebas de ADF y KPSS indican no estacionalidad para ambas series. Los resultados de todas las pruebas de estacionalidad son: mortalidad con ADF (valor-p = 0,51), PP (valor-p = 0,01) y KPSS (valor-p = 0,01); Evitabilidad con ADF (valor-p = 0,57), PP (valor-p = 0,01) y KPSS (valor-p = 0,01).

La Tabla 1 presenta los resultados de los varios modelos de series temporales ajustados para las dos series. La elección del modelo se basó en el criterio de Akaike (*Akaike's Information Criterion* - AIC), que especifica el mejor (entre los probados)⁽²⁰⁾. Así, el modelo elegido para la mortalidad en las primeras 24 horas fue ARIMA(1,1,1)(2,0,0)[4] y para la mortalidad por causas evitables en las primeras 24 horas fue ARIMA(1,1,2)(1,0,0)[4], ambos con término de *drift*.



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

Figura 2 - Tasas de mortalidad (A) y mortalidad por causas evitables (B) en las primeras 24 horas de vida y sus respectivas funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial. Pernambuco, Brasil, 2000-2021

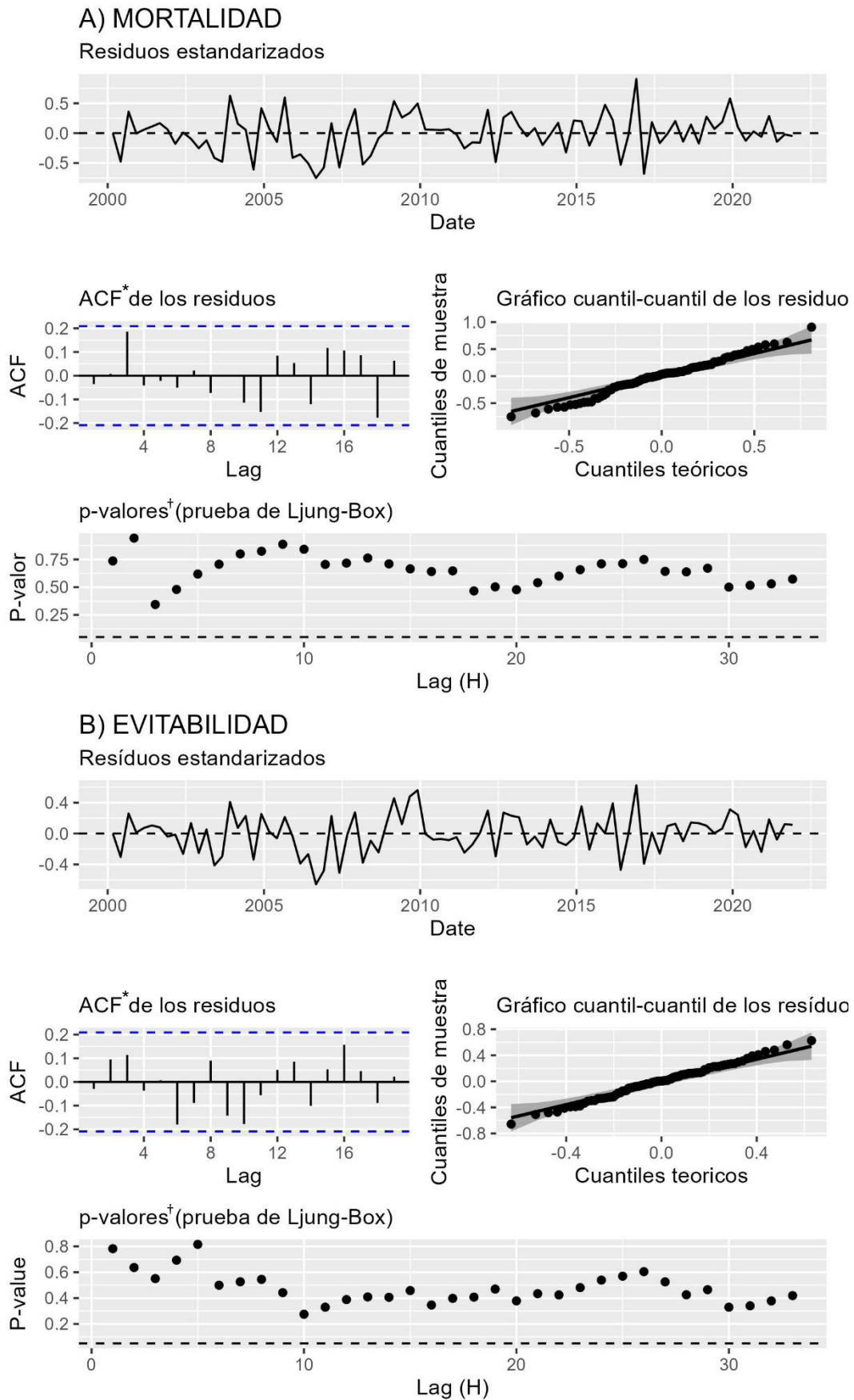
Tabla 1 - Modelos ajustados para las tasas de mortalidad y por causas evitables en las primeras 24 horas de vida. Pernambuco, Brasil, 2000-2021

Tasa de mortalidad en las primeras 24 horas de vida			Tasa de mortalidad en las primeras 24 horas de vida por causas evitables		
Especificaciones del modelo	Posee <i>drift</i> [‡]	AIC [†]	Especificaciones del modelo	Posee <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 Autorregresivo Integrado de Promedios Móviles; †AIC= Criterio de Información de Akaike; ‡Término de tendencia adicional; §Modelo elegido

La prueba de Ljung-Box muestra que no hay evidencias de asociación entre los residuos para ninguna de las series, ya que los valores p para todos los desfases analizados no eran significativos (Figura 3). Los gráficos de ACF para los residuos están en consonancia con la prueba de Ljung-Box. Las pruebas de Shapiro-Wilk y Jarque-Bera para la tasa de mortalidad y de evitabilidad fueron,

respectivamente, de 0,45 y 0,98 (tasa de mortalidad) y 0,976 y 0,987 (tasa de evitabilidad), demostrando que ambas series presentaron normalidad para los residuos, donde esta evidencia también puede ser verificada por medio del diagrama cuantil-cuantil (Figura 3). Por lo tanto, los modelos pueden considerarse bien ajustados para las tasas en análisis.

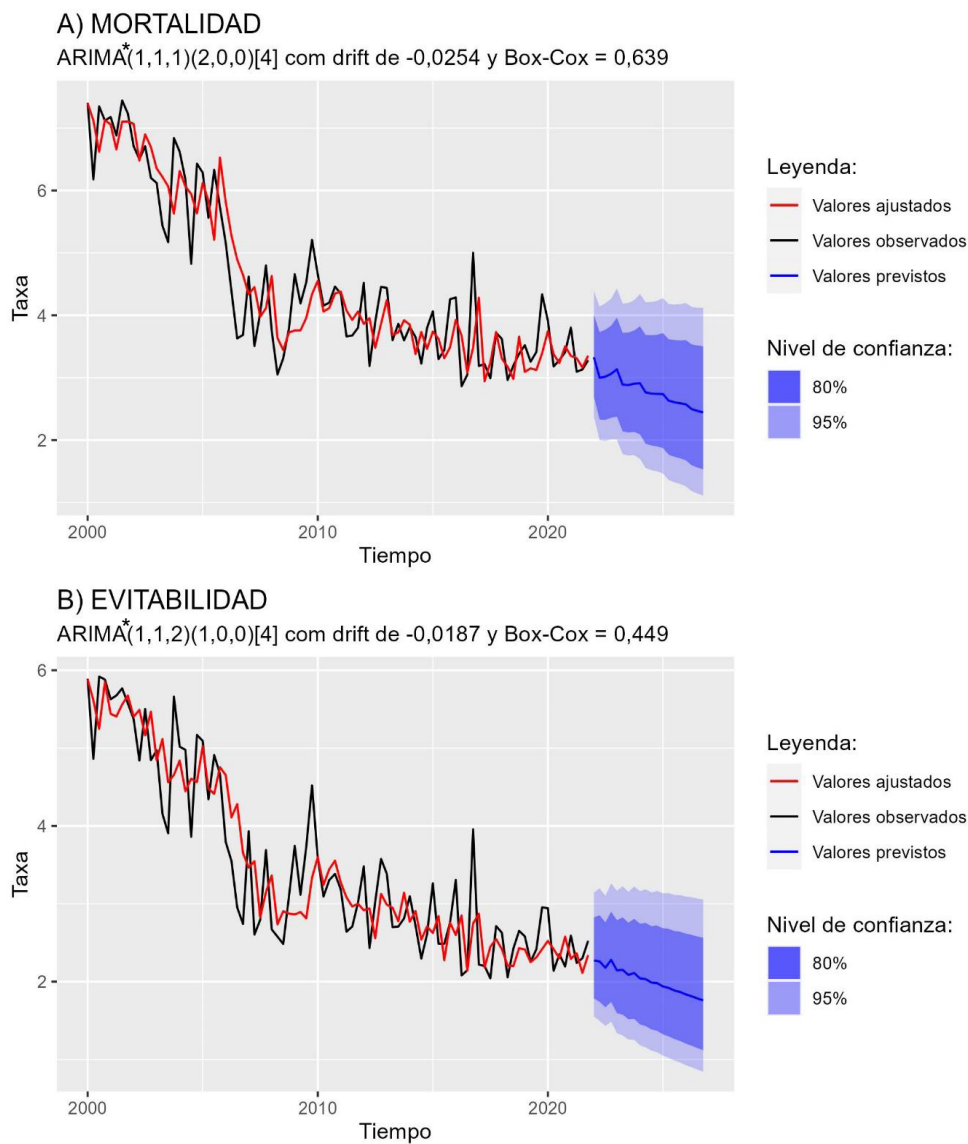


*ACF= Función de Autocorrelación; †Línea punteada equivale al nivel de significancia del 5%

Figura 3 - Análisis de residuos de los modelos seleccionados para las tasas de mortalidad (A) y por causas evitables (B) en las primeras 24 horas de vida. Pernambuco, Brasil, 2000-2021

Los valores de las series ajustados por los modelos elegidos presentaron la misma dinámica de los valores observados, mostrando el ajuste de los modelos (Figura 4). Para la realización de la predicción de las dos series en cuestión, se consideraron cinco años (2022 a

2026), totalizando 20 puntos de *forecast*. Se observa para los *forecasts* que la tasa de mortalidad en las primeras 24 horas de vida registro una variación de 3,3 a 2,4 por 1.000 nacidos vivos, y la tasa de evitabilidad por causas evitables de 2,3 a 1,8 por 1.000 nacidos vivos.



*ARIMA= Modelo Autorregresivo Integrado de Promedios Móviles

Figura 4 - Puntos de predicción (2022 a 2026) de la tasa de mortalidad (A) y por causas evitables (B) en las primeras 24 horas de vida. Pernambuco, Brasil

Discusión

Los resultados del estudio muestran una tendencia a la baja en la predicción para los años 2022 a 2026. Este resultado muestra la importancia de los estudios predictivos para optimizar la atención en salud y utilizar los recursos de forma racional, disminuyendo las muertes tempranas⁽³⁵⁾. Las muertes tempranas y potencialmente evitables requieren intervenciones públicas de carácter universal y atención asistencial garantizada, impactando positivamente en la reducción de la mortalidad⁽⁷⁾.

Los estudios de análisis de serie temporal que objetivan estimar estados de salud con la predicción de indicadores es una estrategia que debe ser priorizada, además de ser un tipo de estudio de bajo costo⁽¹⁴⁻¹⁶⁾. Uno de los métodos más comunes para realizar las técnicas de predicción es el Modelo Autorregresivo Integrado de Promedios Móviles (ARIMA), el cual requiere solo los datos dispuestos en una base de tiempo⁽³⁶⁾.

Los resultados mostraron una proporción importante de óbitos evitables en relación con el total registrado en las primeras 24 horas de vida. Un estudio ecológico

que evaluó el comportamiento temporal de la mortalidad neonatal evitable en las grandes regiones de Brasil, en el período de 2000 a 2018, mostró que el 76% de los óbitos neonatales podrían haber sido evitados⁽³⁵⁾. La evitabilidad de las muertes ocurridas en las primeras 24 horas de vida refleja las iniquidades en salud, las cuales son imputadas a las desigualdades socioeconómicas, biológicas y asistenciales⁽³⁷⁾.

En Brasil, las políticas públicas dirigidas a la salud de mujeres y niños se desarrollaron en la última década y se perfeccionaron con la consolidación del SUS⁽³⁸⁾. En particular, con la "Bolsa Família", que transfiere renta a las familias pobres que cumplen con las condiciones relacionadas a la salud y educación, y con la "Rede Cegonha", que objetiva cambiar el modelo de atención al parto y al nacimiento, mejorar el acceso y cualificar las prácticas de cuidados y gestión en la atención a la salud de la mujer y del niño⁽³⁹⁻⁴⁰⁾. Sin embargo, el escenario nacional a partir de 2016 ha impuesto obstáculos a la implementación de iniciativas que repercuten sobre la salud materna e infantil⁽⁴¹⁾.

La reducción global de las tasas durante el período del estudio muestra que las políticas de carácter universal, como la cobertura de atención primaria de salud y, consecuentemente, el acceso a la atención prenatal oportuna, fueron determinantes para contribuir a esta reducción⁽⁴²⁾. La estacionalidad de las series, sin embargo, implica que las acciones deben intensificarse, como la captura temprana de la atención prenatal, el acceso y acciones resolutivas en la atención durante el parto y el posparto⁽⁴²⁾. La ausencia o baja inversión en mejoras socioeconómicas y de servicios de salud dirigidos a la gestante y al bebé son predictores de este tipo de comportamiento en las series⁽⁴³⁻⁴⁴⁾.

La proporción de los óbitos evitables debido a la adecuada atención a la mujer en la gestación evidenciada en el estudio refuerza el papel del prenatal de riesgo habitual y de alto riesgo⁽⁴⁵⁾. Un estudio previo en el Estado de Pernambuco, en el período de 2000 a 2019, evidenció que la principal causa de óbito neonatal evitable estaba relacionada a la adecuada atención a la mujer durante la gestación⁽⁴⁵⁾. Otro estudio mostró que los programas "Rede Cegonha" y "Mãe Coruja" impactaron en la mortalidad neonatal en Pernambuco. Sin embargo, en el interior del estado, donde persisten vacíos asistenciales, estos programas no acentuaron la tendencia a la baja en la tasa de mortalidad neonatal por causas evitables, aun habiendo ampliación de la cobertura prenatal⁽⁷⁾. Así, se recomienda avanzar cualitativamente en la asistencia prestada a las gestantes y recién nacidos, principalmente en la captación oportuna al prenatal⁽⁴⁶⁾.

En contraste con el resultado encontrado en el presente estudio, en las tasas previstas, un estudio mostró

que en el período neonatal se observó un ligero aumento en la predicción de la tasa para un período de cinco años (2016 a 2020), derivado de algunas transiciones en la sociedad, tales como: edad materna avanzada, obesidad/diabetes/hipertensión en la gestante, aumento de la tasa de cesáreas, contaminación atmosférica, entre otros⁽⁴⁷⁾. Además, para los años siguientes, se cuestiona si los obstáculos para la implementación de políticas públicas dirigidas a la salud de la mujer y del niño no contribuyen también para este aumento⁽³³⁾.

En consonancia con la predicción de una disminución de las tasas descritas en los resultados del presente estudio, se predijo en otro estudio una disminución consistente del 16% en 2019 y 2020 en el indicador de mortalidad neonatal, pasando de 33,0 a 17,8 por 1.000 nacidos vivos, utilizando el modelo ARIMA⁽⁴⁸⁾. Esto implica que la Estrategia Integrada de Salud Materna, Neonatal e Infantil y la expansión en la oferta de asistencia de terapia intensiva neonatal están surtiendo efectos prometedores en la reducción de las muertes tempranas⁽⁴⁸⁻⁴⁹⁾. El uso de la técnica de predicción posibilitada por el método favorece la programación de la salud dirigida a las estrategias en salud materna e infantil, al permitir confrontar los datos previstos con las metas pactadas en las políticas de salud locales e internacionales⁽⁹⁾.

Por tratarse de un evento caracterizado como estocástico, se debe considerar que los hallazgos en el presente estudio son una probabilidad de comportamiento del evento. Se resalta, sin embargo, que las predicciones presentadas a partir de la técnica sufren influencia de cuestiones políticas, sociales y económicas, en especial cuando hay escenarios de restricciones a las políticas sociales compensatorias de las desigualdades vigentes en la sociedad⁽⁵⁰⁾. Merecen atención especial las situaciones de Emergencias en Salud Pública de Interés Nacional e Internacional, como la referente a la pandemia por COVID-19, que dejó vulnerable a la población brasileña y, en particular, a las mujeres embarazadas y puerperas, así como a la red prestadora de servicios de salud pública y materno-infantil en el país⁽⁵⁰⁻⁵¹⁾.

Los resultados del estudio mostrados en la fase diagnóstica y de validación de los modelos elegidos para las dos series fueron pertinentes, evidenciando que los errores se configuran ruido blanco y apuntan que el modelo ajustado y la especificación ARIMA son adecuados. La incorporación del método ARIMA en el análisis de muertes infantiles, y por componentes, se presenta como un dispositivo más de planificación de intervenciones en la gestión en salud⁽⁹⁾.

Como ejemplo del uso del modelado ARIMA, un estudio evaluó el desempeño de algunos estados sobre la mortalidad infantil y mostró que el método fue satisfactorio

en las predicciones al evidenciar que algunos estados no lograrían alcanzar la meta de una política nacional de 2017, de 29 óbitos por 1.000 nacidos vivos hasta el año 2019⁽⁴⁸⁾. Así, los métodos de pronóstico pueden ser aplicados para transformar las prácticas asistenciales y direccionar la elaboración de políticas públicas de salud⁽⁵²⁾, además de ser una metodología que permite utilizar datos de fuentes oficiales y de bajo costo operacional⁽⁵³⁾.

El uso de este tipo de modelaje en el proceso decisorio y formulador de políticas en salud en los países más pobres aún es un desafío, ya sea por la ausencia o fragilidad en la recogida sistemática de datos epidemiológicos, o por la dificultad de consolidar sistemas de información de calidad e instaurar una cultura de utilización de datos⁽⁵³⁾.

Se destaca que, durante el período del estudio, no debe descartarse la pandemia por COVID-19, en la que el síndrome respiratorio agudo grave (SARS-CoV-2) culminó en una crisis de salud global de urgencia a partir de finales de diciembre de 2019⁽⁵⁴⁾. Es cierto que las crisis de salud pública pueden afectar la tendencia temporal de los indicadores demográficos y de mortalidad⁽⁵⁵⁻⁵⁷⁾. Sin embargo, un estudio reciente que analizó las tendencias de los resultados fetales y neonatales durante la pandemia por COVID-19, puso de manifiesto que los períodos pandémicos no se asociaron con un cambio significativo en las tasas de mortalidad y mortalidad neonatal en comparación con el período de línea de base⁽⁵⁸⁾.

La pandemia ha sobrecargado los servicios sanitarios debido al aumento de la incidencia de casos graves y evoluciones a óbito, conllevando a que muchos servicios esenciales de rutina se volvieran más frágiles para garantizar la realización de estrategias primordiales para enfrentar las muertes infantiles - a ejemplo de la interrupción del prenatal y, consecuentemente, el aumento de las complicaciones obstétricas en los servicios de urgencia⁽⁵⁹⁾. Por lo tanto, se debe considerar que este escenario epidemiológico podrá interferir en las predicciones realizadas por el estudio, lo que refuerza la pertinencia del monitoreo constante utilizando el modelado de predicción ARIMA, proporcionando una mejor gestión de la información y ayudando en la toma de decisiones.

Las limitaciones del estudio se refieren al uso de datos secundarios, los cuales están sujetos a subregistros. Sin embargo, vale la pena señalar que el SIM ha mejorado la calidad de los datos a lo largo del tiempo⁽⁷⁾. Además, fueron utilizados datos del SIM, investigados y cualificados por la estrategia de vigilancia del óbito fetal e infantil. Esta estrategia, reconocidamente, contribuye para perfeccionar la notificación de la causa básica y la evitabilidad de los óbitos⁽⁶⁰⁾. Estudios realizados en Brasil demostraron la

contribución de esta vigilancia para la definición de la causa básica de los óbitos⁽⁶⁰⁻⁶¹⁾. Otra limitación se refiere al uso del modelo ARIMA que parte de la premisa de que el evento estudiado es tratado como comportamiento uniforme (lineal) durante el período observado⁽²⁰⁾. También debe considerarse que las predicciones pueden verse afectadas por los efectos directos o indirectos de la pandemia por COVID-19 en la salud materna e infantil.

Los resultados de este estudio pueden colaborar con la enfermería en la identificación del comportamiento de la tasa de mortalidad en las primeras 24 horas de vida, dando visibilidad al problema de salud pública en cuestión y auxiliar en la toma de decisiones para concentrar recursos en las prácticas asistenciales, contribuyendo así para la reducción de muertes tan tempranas.

Conclusión

La predicción sugiere avances en la reducción de la mortalidad en las primeras 24 horas de vida en el estado y por causas evitables. Los modelos ARIMA presentaron estimaciones satisfactorias para las tasas de mortalidad y por causas evitables en las primeras 24 horas de vida.

A pesar de la reducción observada en la mortalidad en las primeras 24 horas de vida y por causas evitables, aún hay un largo camino por recorrer en cuanto a los determinantes de la salud materno-infantil en el estado. Se requieren esfuerzos en la cualificación y ampliación del continuo asistencial, lo que invita a la elaboración de estudios adicionales sobre la red de atención al parto y al nacimiento. De este modo, se espera que los resultados encontrados puedan contribuir a la formulación de estrategias y toma de decisiones con el fin de reducir las muertes neonatales.

Referencias

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 BHBM, 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, Szwarcwald 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>

Contribución de los autores

Concepción y dibujo de la pesquisa: Aline Beatriz dos Santos Silva, Paulo Germano de Frias, Ana Catarina de Melo Araújo, Cristine Vieira do Bonfim. **Obtención de datos:** Aline Beatriz dos Santos Silva, Luciana Scarlazzari Costa, Paulo Germano de Frias, Cristine Vieira do Bonfim. **Análisis e interpretación de los datos:** Aline Beatriz dos Santos Silva, Luciana Scarlazzari Costa, Paulo Germano de Frias, Ana Catarina de Melo Araújo, Cristine Vieira do Bonfim. **Análisis estadístico:** Aline Beatriz dos Santos Silva, Luciana Scarlazzari Costa, Paulo Germano de Frias, Cristine Vieira do Bonfim. **Redacción del manuscrito:** Aline Beatriz dos Santos Silva, Paulo Germano de Frias, Ana Catarina de Melo Araújo, Cristine Vieira do Bonfim. **Revisión crítica del manuscrito en cuanto al contenido intelectual importante:** Aline Beatriz dos Santos Silva, Luciana Scarlazzari Costa, Paulo Germano de Frias, Ana Catarina de Melo Araújo, Cristine Vieira do Bonfim.

Todos los autores aprobaron la versión final del texto.

Conflicto de intereses: los autores han declarado que no existe ningún conflicto de intereses.

Recibido: 06.02.2023

Aceptado: 06.09.2023

Editor Asociado:
Ricardo Alexandre Arcêncio

Copyright © 2023 Revista Latino-Americana de Enfermagem


Este es un artículo de acceso abierto distribuido bajo los términos de la Licencia Creative Commons CC BY.

Esta licencia permite a otros distribuir, mezclar, ajustar y construir a partir de su obra, incluso con fines comerciales, siempre que le sea reconocida la autoría de la creación original. Esta es la licencia más servicial de las ofrecidas. Recomendada para una máxima difusión y utilización de los materiales sujetos a la licencia.

Autor de correspondencia:

Aline Beatriz dos Santos Silva

E-mail: alinebeatriz92@gmail.com

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