J Crit Care Nurs. 2020 Dec;13(4)
Published online 2020

Research Article

Estimation of Covid-19 Mortality Rate in Iran using the Autoregressive Model

Atefeh Goshvarpour[1], Ateke Goshvarpour[2*]

*1. Department of Biomedical Engineering, Faculty of Electrical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran
2. Department of Biomedical Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Razavi Khorasan, Iran

*Corresponding author: Ateke Goshvarpour, Department of Biomedical Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Razavi Khorasan, Iran.
E-mail: ak_goshvarpour@imamreza.ac.ir

Abstract

Introduction: The COVID-19 is an emerging global pandemic which has been developed from a new type of coronavirus in the form of a viral infection with high transmissibility and spread. The disease has so far infected millions and killed thousands. Since the outbreak of the disease, many researchers have become interested in modeling and estimating the probable number of infected people with COVID-19 or estimating the mortality rate from this pandemic in a specific period of time and in different countries. These models make it possible to better understand the behavior of this pandemic and predict its trend. This study aimed to model the mortality rate due to the COVID-19 pandemic in five consecutive months in Iran.

Materials and Methods: The Autoregressive (AR) model and the Autoregressive Moving Average (ARMA) model were analyzed to test the ability of these models to estimate the mortality rate of COVID-19 disease from March to July. The performance of these models was evaluated with three criteria: mean square error, cost function, and final prediction error. The models were evaluated on the number of deaths confirmed by the Iran Ministry of Health and Medical Education.

Results: The results of the analysis showed that the AR model with a rank of ten was successfully able to predict the mortality rate of COVID-19.

Conclusion: The proposed model can predict the death rate of the COVID-19 pandemic. Estimating the mortality rate of the COVID-19 pandemic helps to better understand the behavior of this disease and predict its trends, which affect the type and timing of actions to control it.

Keywords: COVID-19, Modeling, Mortality Rate, Iran, Autoregressive Model

Copyright © 2018, Critical Care Nursing. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) which permits copy and redistribute the material just in noncommercial usages, provided the original work is properly cited.

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-18]

مجله پرستاری مراقبت‌های ویژه
دوره ۱۳، شماره۴، ۱۳۹۹
صفحات:۲۱-۱۱

تخمین نرخ مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در ایران با استفاده از مدل اتورگرسیو

عاطفه گشوارپور[۱]، عاتکه گشوارپور[۲*]

۱ . گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

*۲. گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه بین المللی امام رضا (ع) مشهد، مشهد، ایران

نویسنده مسوول: عاتکه گشوارپور، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه بین المللی امام رضا (ع) مشهد، مشهد، ایران. E-mail: ak_goshvarpour@imamreza.ac.ir

چکیده

زمینه و هدف: کووید-۱۹ یک پاندمی جهانی نوظهور است که از نوع جدیدی از کروناویروس‌ها به شکل یک عفونت ویروسی با امکان انتقال و سرایت بالا ایجاد شده است. این بیماری تاکنون میلیون‌ها نفر را مبتلا و چندین هزار نفر را به کام مرگ کشانده است. از زمان همه‌گیری بیماری تاکنون، محققان بسیاری علاقه‌مند به مدل‌سازی و تخمین تعداد احتمالی افراد مبتلا به کووید-۱۹ یا برآورد نرخ مرگ و میر ناشی از این پاندمی در یک دوره زمانی خاص و در کشورهای مختلف شده‌اند. این مدل‌سازی‌ها امکان حصول شناخت بهتری از رفتار این پاندمی و پیش بینی سیر آن را فراهم می‌سازد. هدف از انجام این پژوهش، مدل‌سازی نرخ مرگ و میر ناشی از پاندمی کووید-۱۹ در پنج ماه متوالی در ایران بوده است.

مواد و روش‌ها: ما دو مدل، شامل مدل اتورگرسیو (AR) و مدل اتورگرسیو میانگین متحرک(ARMA) را تحلیل کردیم تا قابلیت این مدل‌ها را در تخمین نرخ مرگ و میر ناشی از بیماری کووید-۱۹ از ماه مارس تا ژوئیه بیازماییم. عملکرد دو مدل با سه معیار خطای میانگین مربعات، تابع هزینه و خطای نهایی پیش‌بینی ارزیابی شد. مدل‌ها بر تعداد موارد مرگ و میر تأیید شده از وزارت بهداشت، درمان و آموزش پزشکی ایران ارزیابی شدند.

یافته‌ها: نتایج تحلیل‌ها بیانگر آن بود که مدل AR با رتبه ده با عملکرد بسیار مناسب قادر است نرخ مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ را پیش‌بینی کند.

نتیجه‌گیری: مدل پیشنهادی قابلیت پیش‌بینی میزان فوتی‌های ناشی از پاندمی را دارد. تخمین میزان مرگ و میر ناشی از همه‌گیری کووید-۱۹ به شناخت بهتری از رفتار این پاندمی و پیش‌بینی سیر آن کمک می‌کند و می‌تواند بر نوع و زمان اقدامات و تمهیدات در جهت کنترل آن مؤثر واقع شود.

کلیدواژه‌ها: کووید-۱۹، مدل‌سازی، نرخ مرگ و میر، ایران، مدل اتورگرسیو

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-18]

مقدمه

مدل‌سازی ریاضی نقش اساسی در درک پویایی بسیاری از بیماری‌ها و پدیده‌های بیولوژیکی دارد. از مدل‌های سری زمانی می‌توان در پیش‌بینی در اقتصاد، امور مالی، هیدرولوژی، اقلیم شناسی، اپیدمیولوژی و غیره بهره برد[۱،۲]. از این رو، بسیاری از زمینه‌های تحقیقاتی در زمینه زیست‌شناسی یا پزشکی به موضوعاتی جذاب برای محققانی تبدیل می‌شود که در ریاضیات کاربردی مشغول فعالیت هستند. پیشتر، مدل‌های بیولوژیکی بسیاری به صورت ریاضیاتی برای تخمین اپیدمی بیماری‌های همه‌گیر نظیر سارس، مرس و غیره تدوین شده‌اند[۵-۳].

در دسامبر سال ۲۰۱۹، نوع جدیدی از کروناویروس به شکل یک عفونت ویروسی با امکان انتقال و سرایت بالا در شهر ووهان استان هوبئی چین شناسایی شد. این بیماری کووید-۱۹ (Coronavirus 19; COVID-19) نام‌گذاری شد که این نام به بیماری، کرونا، ویروس و سال ۲۰۱۹ اشاره دارد.

کووید-۱۹ با ویروسی معروف به سندرم حاد تنفسی (Coronavirus 2; SARS-CoV-2) ایجاد می‌شود[۶]. منشأ این ویروس هنوز تأیید نشده است، در برخی منابع خفاش‌ها و در برخی دیگر پانگولین را عامل احتمالی شیوع بیماری معرفی کرده‌اند[۸،۷]. از طریق مسافرت افراد آلوده به این بیماری، سایر نقاط جهان از جمله ایران از این بیماری مصون نماندند[۹]. بر اساس گزارش سازمان بهداشت[۱۰] جهانی تا ۳۱ ژوئیه، در ایران ۳۰۱۵۳۰ مورد تأیید شده از ابتلا به بیماری و ۱۶۵۶۹ مورد فوتی ناشی از کووید-۱۹ ثبت شده است که روندی افزایشی در روزهای بعدی داشت. از آنجا که هنوز داروی قطعی برای درمان بیماری ارائه نشده است، سیاست دولت‌ها در کاهش شیوع ویروس کووید-۱۹ مبتنی بر ارائه پروتکل‌های مدیریتی عفونت، از قبیل فاصله اجتماعی، استفاده از ماسک و غیره بوده است[۱۱]. از این رو، ضروری است که دانشمندان و محققان به دولت‌ها در کنترل و پیشگیری از انتقال ویروس کمک نمایند.

از زمان همه‌گیری بیماری تاکنون، محققان بسیاری علاقه‌مند به مدل‌سازی و تخمین تعداد احتمالی افراد مبتلا به کووید-۱۹ یا برآورد نرخ مرگ و میر ناشی از این پاندمی در یک دوره زمانی خاص شده‌اند.

با استفاده از این مدل‌سازی‌ها می‌توان شناخت بهتری از رفتار این پاندمی داشت و سیر آن را پیش‌بینی کرد. Li و همکاران[۱۲] از توزیع گاوسی برای تحلیل نرخ ابتلا به کووید-۱۹ در چین و پیش‌بینی روند اپیدمی در کره جنوبی، ایتالیا و ایران استفاده کردند. نتایج حاکی از ناچیز بودن خطای بین مدل و منحنی داده‌های رسمی بود.

Fanelli وPiazza[۱۳] دینامیک‌های زمانی کووید-۱۹ را در سه کشور چین، ایتالیا و فرانسه در بازه زمانی ۲۲ ژانویه تا ۱۵ مارس سال ۲۰۲۰ مورد بررسی قرار دادند. بدین منظور از مدل ریاضی برای تحلیل دادگان افراد مستعد، مبتلا، بهبودیافته و فوت شده استفاده شد. نتایج تحقیق آنها بیانگر آن بود که نرخ بهبودی در هر سه کشور یکسان است. در حالی که نرخ مرگ و میر و ابتلا متفاوت گزارش شد. Torrealba-Rodriguez و همکاران[۱۴] با استفاده مدل‌های ریاضی و محاسباتی به ارائه مدل‌سازی و پیش‌بینی موارد ابتلا به کووید-۱۹ در مکزیک پرداختند. مدل‌های ریاضی بکار رفته گومپرتز (Gompertz) و لاجستیک و مدل محاسباتی شامل شبکه عصبی مصنوعی بود که برای انجام مدل‌سازی تعداد موارد ابتلا به بیماری از ۲۷ فوریه تا هشت مه استفاده شد. نتایج تناسب خوبی بین داده‌های مشاهده شده و داده‌های به دست آمده توسط مدل‌ها را نشان می‌داد. احمدی و همکاران[۱۵] موارد قطعی ابتلا به کووید-۱۹ در ایران را تحلیل کردند تا از طریق مدل ریاضی نرخ‌های ابتلا را پیش‌بینی نمایند. آنها از مدل گومپرتز برای مدل‌سازی کمک گرفتند. نتایج آنها نشان می‌داد که با انجام مداخلات رفتارهای عمومی می‌توان اپیدمی کووید-۱۹ را کنترل کرد و کاهش داد. Khan و همکاران [۱۶] از مدل‌های سری زمانی اتورگرسیوبرداری برای پیش‌بینی موارد تأیید شده، مرگ و میر و بهبودی روزانه در پاکستان (به مدت ده روز)، استفاده کردند. مدل اپیدمی SIR (مستعد، مبتلا و بهبودیافته؛ Susceptible-Infected-Recovered) اصلاح شده برای نمایش تعداد واقعی موارد آلوده و ازدحام بیماران در بخش‌های ایزوله و بخش‌های مراقبت ویژه در[۱۷] ارائه شده است. مدل اپیدمی SIR دیگری توسط Nesteruk ارائه شد که مبتنی بر پارامترهای آماری بود[۱۸]. در مدل ارائه شده توسط Yang و Wang [۱۹] یک بخش دیگر به SIR برای افراد در معرض ابتلا به بیماری اضافه شد و سپس بر اساس مجموعه معادلات دیفرانسیل مرتبه اول اپیدمی کووید-۱۹ مورد بررسی قرار گرفت.

Batista مدل نموی رگرسیون لجستیک را به منظور تخمین اندازه نهایی اپیدمی ویروس کرونا مورد مطالعه قرار داد[۲۰]. برخی محققان نیز مدل‌های مختلف کووید-۱۹ را

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-18]

توسعه داده و رفتار این پاندمی را در شرایط مختلف مورد بررسی قرار دادند. به عنوان مثال، یک مدل دینامیکی برای توصیف انتقال کووید-۱۹ با در نظر گرفتن رابطه بین میزان انتشار ویروس و شرایط آب و هوایی توسط Jia و همکاران ارائه شده است[۲۱]. نتایج آنها نشان داد که شاخص هوا مهمترین عامل آب و هوایی در انتقال ویروس است. به علاوه، برای گروهی که شاخص مهاجرت (نسبت میان درصد جمعیت مهاجر از هوبئی چین به فاصله میان پایتخت کشور تا ووهان چین) پایینی دارند، اگر شرایط هوا بد و باد شدید باشد، باید به محافظت شخصی توجه بیشتری شود و اگر رطوبت نسبی بالا باشد، عاملی مثبت در کنترل کووید-۱۹ در نظر گرفته می‌شود.

پورقاسمی و همکاران[۲۲] ریسک فاکتورهای شیوع ویروس کرونا را تحلیل کردند تا مناطق دارای خطر بالای عفونت شناسایی و رفتار عفونت در استان فارس ایران ارزیابی شود. بدین منظور، الگوریتم یادگیری ماشین مبتنی بر سیستم اطلاعات جغرافیایی، ماشین بردار پشتیبان، برای ارزیابی خطر شیوع کووید-۱۹ در استان فارس استفاده شد. به علاوه، مشاهدات روزانه موارد مبتلا در مدل چند جمله‌ای و میانگین متحرک جمع بسته اتورگرسیو (autoregressive integrated moving average; ARIMA) برای بررسی الگوهای سرایت ویروس در استان و ایران مورد آزمایش قرار گرفت. در مطالعه‌ای دیگر که توسط Agosto و Giudici انجام پذیرفت[۲۳] مدلی آماری برای درک دینامیک و پویایی سرایت کووید-۱۹ مبتنی بر روش اتورگرسیو پواسون ارائه شد.

همان‌طور که مرور تحقیقات پیشین نشان می‌دهد، مدل‌های متنوعی برای تحلیل شیوع، موارد ابتلا و مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در سایر نقاط جهان ارائه شده است. هرچند، مطالعات در داخل ایران بسیار محدود و تحت شرایط خاصی انجام شده است[۲۲،۱۵]. به علاوه، از میان مدل‌های گزارش شده، چندین مطالعه به بررسی انواع تعمیم یافته مدل اتورگرسیو پرداخته‌اند [۱۶،۲۲،۲۳]، اما ساده‌ترین آنها (مدل اتورگرسیو و مدل اتورگرسیو میانگین متحرک) تحلیل نشده است.

در این مطالعه، هدف آن است که نرخ‌های مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در ۵ ماه متوالی (از ماه مارس تا ژوئیه ۲۰۲۰) در ایران مدل شود. بدین منظور ما از دو مدل متداول در شناسایی سیستم‌های خطی استفاده کردیم و عملکرد آنها را با هم مقایسه نمودیم. این مدل‌ها عبارتند از: مدل اتورگرسیو (Autoregressive; AR) و مدل اتورگرسیو میانگین متحرک (Autoregressive Moving Average; ARMA).

به طور خلاصه، ساختار مقاله به شرح زیر است. بخش دو مدل‌های بکار رفته در این مطالعه و معیارهای ارزیابی آنها را معرفی می‌کند. نتایج در بخش سه ارائه شده است. سرانجام، بخش چهار نتیجه‌گیری را ارائه می‌دهد.

روش‌ها

در این تحقیق از داده‌های مربوط به نرخ مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ (طبق آمار رسمی وزارت بهداشت، درمان و آموزش پزشکی کشور) در پنج ماه متوالی (از ماه مارس تا ژوئیه ۲۰۲۰) در ایران استفاده شده‌است (شکل یک). این داده‌ها از لینک https://en.wikipedia.org/wiki/COVID-19_pandemic_in_Iran قابل دسترس هستند. پیش از مدل‌سازی، ابتدا لگاریتم اعداد محاسبه شد.

مدل‌های پارامتری

در حالت کلی، ساختار مدل سیستم خطی به صورت زیر است:

$$A(z^{-1})Y(z)=\frac{B(z^{-1})}{C(z^{-1})}U(z)+\frac{D(z^{-1})}{N(z^{-1})}e(z) \qquad (۱)$$

$$A(z^{-1})=\sum_i a_i z^{-i} \quad (a_0=1), \quad B(z^{-1})=\sum_i b_i z^{-i}, \quad C(z^{-1})=\sum_i c_i z^{-i}, \quad D(z^{-1})=\sum_i d_i z^{-i}, \quad N(z^{-1})=\sum_i n_i z^{-i}$$

که در آن:

و Y(z) خروجی سیستم، U(z) ورودی سیستم و e(z) ورودی نویز در نظر گرفته می‌شود. بسته به اینکه ضرایب فوق یک یا صفر در نظر گرفته شوند، می‌توان ساختارهای متفاوتی از آن استخراج کرد که چند فرمت آن بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرد. این ساختارها عبارتند از مدل AR، مدل میانگین متحرک (Moving Average; MA)، مدل اتورگرسیو با ورودی خارجی (Autoregressive with Exogenous input; ARX)، مدل OE (Output-Error)، مدل ARMA، مدل اتورگرسیو میانگین متحرک با ورودی خارجی

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-18]

Autoregressive Moving Average with Exogenous) ARMAX (Inputs;، مدل FIR (Finite impulse response) و مدل باکس-جنکینز (Box-Jenkins). در این تحقیق، ما از دو مدل اتورگرسیو و مدل اتورگرسیو میانگین متحرک استفاده نموده‌ایم.

ساختار مدل AR به صورت زیر است:

$$A(z^{-1})Y(z) = e(z) \qquad (۲)$$

در این ساختار، $A(z^{-1})$ چند جمله‌ای با مرتبه است. $e(z)$ نویز سفید در نظر گرفته می‌شود. $Y(z)$ خروجی مدل است (مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل) که باید با مقادیر واقعی (میزان مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در یک ماه) مقایسه شود.

ساختار مدل ARMA به صورت زیر است

$$A(z^{-1})Y(z) = D(z^{-1})e(z) \qquad (۳)$$

در این ساختار، $A(z^{-1})$ چند جمله‌ای با مرتبه n_a و $D(z^{-1})$ چند جمله‌ای با مرتبه n_d است. مجدداً، $e(z)$ نویز سفید در نظر گرفته می‌شود. $Y(z)$ خروجی مدل (مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل) است که باید با مقادیر واقعی (میزان مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در یک ماه) مقایسه شود.

برای ارزیابی عملکرد مدل، سه معیار خطای میانگین مربعات (Mean squared error; MSE)، تابع هزینه (Loss Function; LossFcn) و خطای پیش‌بینی نهایی (Final Prediction Error; FPE) استفاده شد.

خطای میانگین مربعات با استفاده از رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$MSE = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(h_\theta^i - y^i)^2 \qquad (۴)$$

که در آن میانگین مربع اختلاف مقادیر خروجی از مجموعه داده‌های واقعی y^i و مقادیر پیش‌بینی بدست آمده h_θ^i مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

تابع هزینه، برابر با دترمینان ماتریس کوواریانس برآورد شده از نویز ورودی است و معیار خطای پیش‌بینی نهایی هنگام استفاده از مدل برای پیش بینی خروجی‌های جدید، خطای متناسب بودن مدل را تخمین می‌زند.

هرچه سه معیار فوق کوچکتر باشد، کارآیی مدل مطلوبتر است.

نتایج

دو مدل AR و ARMA بر داده‌های تأیید شده مربوط به نرخ مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در پنج ماه متوالی در ایران با ساختارهای مختلف ایجاد شد. بهترین ساختارهای مدل‌ها انتخاب شد. که در ادامه فقط نتایج این ساختارها گزارش شده است. شکل‌های (۲) تا (۶)، نتایج شبیه سازی با مدل‌ها را در پنج ماه نشان می‌دهد.

نتایج شکل (۲) نشان می‌دهد که مدل AR با $n_a = 10$ نسبت به سایر مدل‌ها توانسته است تعداد فوتی‌های ناشی از کووید-۱۹ در ماه مارس را به خوبی پیش‌بینی کند. در این حالت پارامتر مدل به صورت زیر بدست آمد:

$$A(z) = 1 - 1.295\ z^{-1} + 0.3811\ z^{-2} - 0.1175\ z^{-3} + 0.02197\ z^{-4} - 0.05758\ z^{-5} - 0.05531\ z^{-6} + 0.03303\ z^{-7} - 0.01076\ z^{-8} + 0.1641\ z^{-9} - 0.06252\ z^{-10}$$

نتایج شکل (۳) نیز از برتری مدل AR با $n_a = 10$ نسبت به سایر مدل‌ها در تخمین تعداد فوتی‌های ناشی از کووید-۱۹ در ماه آوریل حکایت می‌کند. در این حالت پارامتر مدل به صورت زیر بدست آمد:

$$A(z) = 1 - 0.3679\ z^{-1} - 0.2652\ z^{-2} - 0.01539\ z^{-3} + 0.06265\ z^{-4} - 0.2631\ z^{-5} + 0.5364\ z^{-6} - 0.3029\ z^{-7} - 0.814\ z^{-8} + 0.955\ z^{-9} - 0.5024\ z^{-10}$$

مطابق نتایج شکل (۱) و شکل (۴) (گراف خاکستری) بازه تغییرات فوتی‌های ناشی از پاندمی محدودتر است اما نوسانات آن در روزهای متوالی بیشتر است. شکل (۴) نشان می‌دهد که هیچ یک از مدل‌ها به خوبی نتوانسته‌اند نرخ‌ها را پیش‌بینی نمایند.

نتایج شکل (۵) عملکرد بهتر مدل AR با $n_a = 10$ در پیش‌بینی نرخ مرگ و میر در ماه ژوئن را نشان می‌دهد. در این حالت پارامتر مدل به صورت زیر بدست آمد:

$$A(z) = 1 - 0.4732\ z^{-1} - 0.2552\ z^{-2} + 0.2496\ z^{-3} - 0.03451\ z^{-4} - 0.7022\ z^{-5} + 0.2342\ z^{-6} + 0.1636\ z^{-7} - 0.5277\ z^{-8} - 0.0969\ z^{-9} + 0.4286\ z^{-10}$$

مطابق شکل (۶)، در ماه ژوئیه نیز عملکرد مدل AR با $n_a = 10$ نسبت به سایر مدل‌ها بهتر بوده است. پارامتر مدل در این بخش به صورت زیر بود:

$$A(z) = 1 - 0.3015\ z^{-1} - 0.2986\ z^{-2} - 0.2198\ z^{-3} - 0.2393\ z^{-4} + 0.1217\ z^{-5} - 0.18\ z^{-6} - 0.3089\ z^{-7} - 0.04057\ z^{-8} + 0.2132\ z^{-9} + 0.2539\ z^{-10}$$

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-18]

علاوه بر ارزیابی بصری نتایج تخمین فوتی‌های در شکل‌های (۲) تا (۶)، سه معیار ارزیابی مدل نیز محاسبه شد. در جدول (۱) معیارهای ارزیابی مدل‌ها در ماه‌های مختلف گزارش شده است. نتایج جدول (۱) بیانگر آن است که از بین دو مدل با ساختارهای متفاوت، مدل AR با بهترین عملکرد را داشته است. هرچند، عملکرد دو مدل در ماه‌های مختلف با تغییراتی همراه بوده است. در ماه مه که کمترین میزان مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ و هم‌چنین کمترین تغییرات در مرگ و میر مشاهده می‌شود (شکل ۱)، مدل‌ها عملکرد مناسبی نداشته‌اند و بالاترین مقدار برای مقادیر LossFcn، MSE و FPE به دست آمده است. این امر می‌تواند به علت آن باشد که مقیاس داده‌ها به لگاریتمی تغییر یافته است؛ هرچه تغییرات در داده‌ها کمتر باشد، اعداد لگاریتمی به هم نزدیکتر هستند.

نتیجه‌گیری

تخمین میزان مرگ و میر ناشی از همه‌گیری کووید-۱۹ نه تنها شناخت بهتری از رفتار این پاندمی و پیش‌بینی سیر آن فراهم می‌نماید، بلکه می‌تواند بر نوع و زمان اقدامات و تمهیدات در جهت کنترل آن مؤثر واقع شود. در این مقاله، مدل‌سازی تعداد مرگ و میر ناشی از پاندمی کووید-۱۹ مورد بررسی قرار گرفت. ما دو مدل ساده AR و ARMA را تحلیل کردیم تا قابلیت این مدل‌ها را در تخمین نرخ مرگ و میر ناشی از بیماری کووید-۱۹ در پنج ماه متوالی در ایران بیازماییم. عملکرد دو مدل با سه معیار LossFcn، MSE و FPE ارزیابی شد. نتایج تحلیل‌ها بیانگر آن بود که در صورتی که تغییرات نرخ مرگ و میر در طول یک ماه زیاد باشد، مدل AR با $n_a = 10$ با عملکرد بسیار مناسب قادر است نرخ مرگ و میر را پیش‌بینی کند. پیشتر، در چندین مطالعه از انواع مختلف مدل‌های اتورگرسیو مانند مدل اتورگرسیو برداری[۱۶]، اتورگرسیو پواسون ARIMA[۲۲،۲۳] استفاده شده‌است. اگرچه در تمام این مطالعات کارآمدی مدل‌های اتورگرسیو اذعان شده است، اما، مدل پیشنهادی در این مقاله نسبت به مدل‌های ارائه شده قبلی ساختار ساده‌تری دارد و بر دادگان با تعداد نمونه بیشتر بررسی شده است. به عنوان مثال، در [۱۶] مدل اتورگرسیو برداری برای پیش‌بینی موارد ابتلا، بهبودی و فوتی‌های روزانه به مدت ده روز در پاکستان تحلیل و ارزیابی شده است.

از طرفی، عمده مدل‌سازی‌ها مربوط به چین و کشورهای دیگر بوده است و تا جایی که نویسندگان اطلاع دارند، مدلی برای پیش‌بینی موارد مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در ایران در این حجم داده انجام نشده است. بنابراین، از این حیث، می‌توان مدل پیشنهادی را مدلی مؤثر در تخمین و پیش‌بینی موارد فوتی ناشی از کووید-۱۹ در نظر گرفت.

تجزیه و تحلیل‌های ارائه شده در این مقاله باید به کشورهای دیگر تعمیم داده شود و در طول دوره شیوع بیماری داده‌های آن به طور مرتب به روزرسانی شود. رصد مرتب داده‌ها می‌تواند بر ارائه مدلی جامع از رفتار بیماری و پیش بینی نرخ مرگ و میر ناشی از آن حائز اهمیت باشد. نویسندگان امیدوار هستند که این مقاله توانسته باشد گامی هرچند کوچک در جهت کمک به نظام سلامت جامعه برداشته باشد.

تعارض منافع

این مقاله تضاد منافع ندارد.

منابع

1. Mathevet T, Lepiller Ml, Mangin, A. Application of time-series analyses to the hydrological functioning of an Alpine karstic system: the case of Bange-L'Eau-Morte, Hydrol. Earth Syst Sci. 2004;8:1051-64.
2. Khan F, Pilz J. Modelling and sensitivity analysis of river flow in the Upper Indus Basin, Pakistan. Int J Water. 2018;12(1):1–21.
3. Zhou Y, Ma Z, Brauer F. A discrete epidemic model for SARS transmission and control in China. Math Comput Model. 2004;40(13):1491-506.
4. Oraby T, Tyshenko MG, Balkhy, HH, Tasnif, Y, Quiroz-Gaspar, A, et al. Analysis of the Healthcare MERS-CoV Outbreak in King Abdulaziz Medical Center, Riyadh, Saudi Arabia, June–August 2015 Using a SEIR Ward Transmission Model. Int J Environ Res Public Health. 2020;17(8):2936.

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-18]

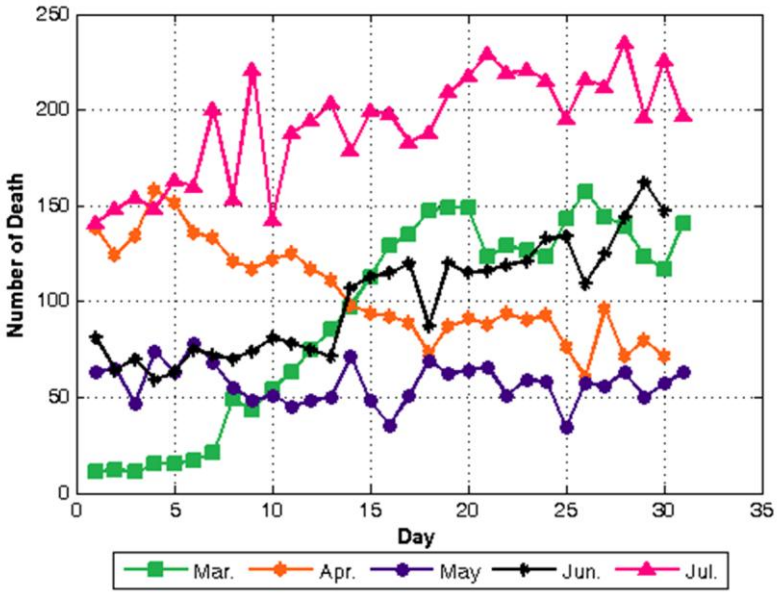
5. Liang K. Mathematical model of infection kinetics and its analysis for COVID-19, SARS and MERS. Infect Genet Evol. 2020;82:104306.
6. Gorbalenya AE, Baker SC, Baric RS, de Groot RJ, Drosten C, Gulyaeva AA, et al. The species severe acute respiratory syndrome-related coronavirus: classifying 2019-nCoV and naming it SARS–CoV-2. Nat Microbiol. 2020;5:536–544.
7. Zhu N, Zhang D, Wang W, Li X, Yang B, Song J, et al. A Novel Coronavirus from Patients with Pneumonia in China, 2019. N Eng J Med. 2020;382(8):727-33.
8. Cyranoski, D. Mystery deepens over animal source of coronavirus. Nature. 2020;579(7797):18-19.
9. Arab-Mazar Z, Sah R, Rabaan AA, Dhama K, Rodriguez-Morales AJ. Mapping the incidence of the COVID-19 hotspot in Iran–Implications for Travellers. Travel Med Infect Dis. 2020;101630.
10. WHO, 2020. Coronavirus disease 2019 (COVID-19) Situation Report –193.
11. McCloskey B, Zumla A, Ippolito G, Blumberg L, Arbon P, Cicero A, et al. Mass gathering events and reducing further global spread of COVID-19: a political and public health dilemma. Lancet. 2020.
12. Li L, Yang Z, Dang Z, Meng C, Huang J, Meng H, et al. Propagation analysis and prediction of the COVID-19. Infect Dis Model. 2020;5:282-92.
13. Fanelli D, Piazza F. Analysis and forecast of COVID-19 spreading in China, Italy and France. Chaos, Solitons Fract. 2020;134:109761.
14. Torrealba-Rodriguez O, Conde-Gutiérrez RA, Hernández-Javier AL. Modeling and prediction of COVID-19 in Mexico applying mathematical and computational models, Chaos Soliton Fract. 2020;138,109946.
15. Ahmadi A, Shirani M, Rahmani F. Modeling and forecasting trend of COVID-19 epidemic in Iran. Med J Islam Repub Iran. 2020;34.27.
16. Khan F, Saeed A, Ali S. Modelling and forecasting of new cases, deaths and recover cases of COVID-19 by using Vector Autoregressive model in Pakistan. Chaos Soliton Fract. 2020;140:110189.
17. Ming W, Huang JV, Zhang CJP. Breaking down of the healthcare system: mathematical modelling for controlling the novel coronavirus (2019-nCoV) outbreak in Wuhan, China. medRxiv and bioRxiv. 2020.
18. Nesteruk I. Statistics-based predictions of coronavirus epidemic spreading in Mainland China. Innov Biosyst Bioeng. 2020;4(1):13–18.
19. Yang CY, Wang J. A mathematical model for the novel coronavirus epidemic in Wuhan, China. Math Biosci Eng. 2020;17(3):2708-24.
20. Batista, M. Estimation of the final size of the coronavirus epidemic by the logistic model. medRxiv. 2020;2020.02.16.20023606.
21. Jia J, Ding J, Liu S, Liao G, Li J, Duan B, et al. Modeling the Control of COVID-19: Impact of Policy Interventions and Meteorological Factors. arXiv. 2020; arXiv:2003.02985.
22. Pourghasemi HR, Pouyan S, Farajzadeh Z, Sadhasivam N, Heidari B, Babaei S, et al. Assessment of the outbreak risk, mapping and infection behavior of COVID-19: Application of the autoregressive integrated-moving average (ARIMA) and polynomial models. PLoS ONE. 2020;15(7):236238.
23. Agosto A, Giudici, P. A Poisson Autoregressive Model to Understand COVID-19 Contagion Dynamics. Risks. 2020;8(3):77.

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-18]

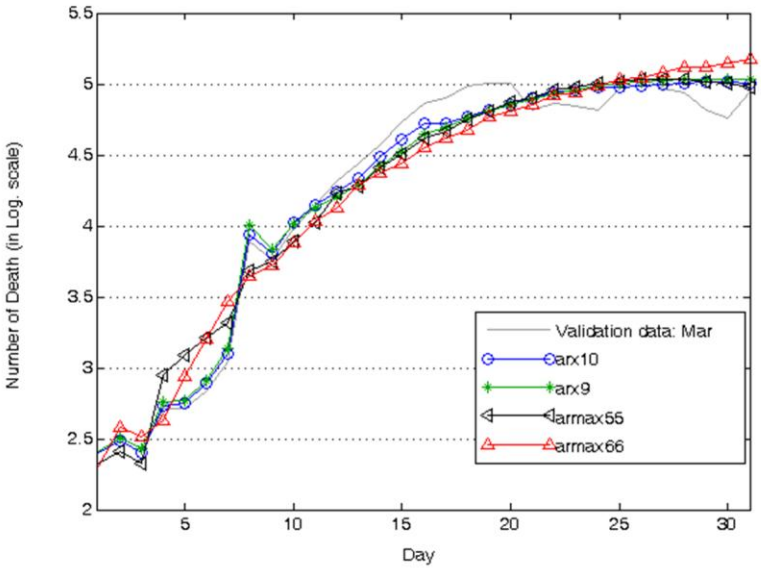
جدول شماره یک. ارزیابی عملکرد دو مدل AR و ARMA
در تخمین داده‌های میزان مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹
در ایران در پنج ماه

ماه	معیار	مدل AR		مدل ARMA	
		$n_a = 10$	$n_a = 9$	$n_a = 5, n_d = 5$	$n_a = 6, n_d = 6$
مارس	MSE	۰/۰۰۵۱۷۱	۰/۰۰۵۷۳۴	۰/۰۱۵۸۱	۰/۰۳۱۶۹
	LossFcn	۰/۰۰۵۰	۰/۰۰۵۵	۰/۰۱۳۶	۰/۰۳۲۱
	FPE	۰/۰۰۸۲۳۲	۰/۰۰۸۷۷۱	۰/۰۲۳۹۹	۰/۰۶۲۸۵
آوریل	MSE	۰/۰۰۶۸۱۳	۰/۰۰۸۷۲۴	۰/۰۰۷۹۶۲	۰/۰۰۵۷۷۲
	LossFcn	۰/۰۰۶۶	۰/۰۰۸۴	۰/۰۰۹۳	۰/۰۰۵۶
	FPE	۰/۰۱۰۹۸	۰/۰۱۳۴۹	۰/۰۱۶۷۴	۰/۰۱۱۲۱
مه	MSE	۰/۰۲۸۴۹	۰/۰۲۹۵۳	۰/۰۲۹۲۹	۰/۰۱۸۵۸
	LossFcn	۰/۰۲۷۶	۰/۰۲۸۶	۰/۰۳۰۱	۰/۰۱۸۳
	FPE	۰/۰۴۵۳۶	۰/۰۴۵۱۷	۰/۰۵۳۲۳	۰/۰۳۵۸۱
ژوئن	MSE	۰/۰۰۶۹۳۴	۰/۰۰۸۷۹۷	۰/۰۰۷۳۴۸	۰/۰۰۹۳۵۷
	LossFcn	۰/۰۰۶۷	۰/۰۰۸۵	۰/۰۰۸۱	۰/۰۱۰۶
	FPE	۰/۰۱۱۱۷	۰/۰۱۳۶۱	۰/۰۱۴۶۶	۰/۰۲۱۱۸
ژوئیه	MSE	۰/۰۰۲۶۹۶	۰/۰۰۴۰۹۹	۰/۰۰۴۸۷۱	۰/۰۰۵۸۳۵
	LossFcn	۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۴	۰/۰۰۵۳	۰/۰۰۲۲
	FPE	۰/۰۰۴۲۹۳	۰/۰۰۶۲۷	۰/۰۰۹۳۴۳	۰/۰۰۴۲۱۹

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-18]

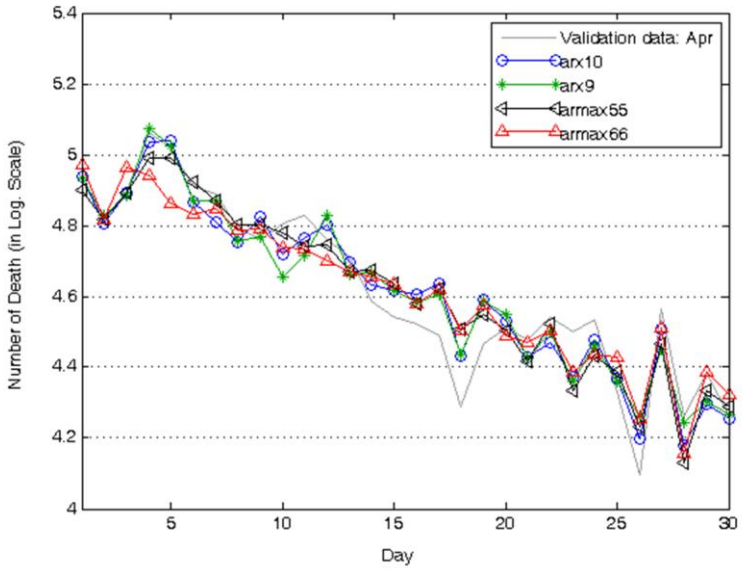


شکل ۱: موارد روزانه تأییدشده میزان مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در ایران در ۵ ماه متوالی.
محور افقی روزهای هر ماه و محور عمودی تعداد مرگ و میر را نشان می‌دهد.
Mar: مارس، Apr: آوریل، May: مه، Jun: ژوئن و Jul: ژوئیه

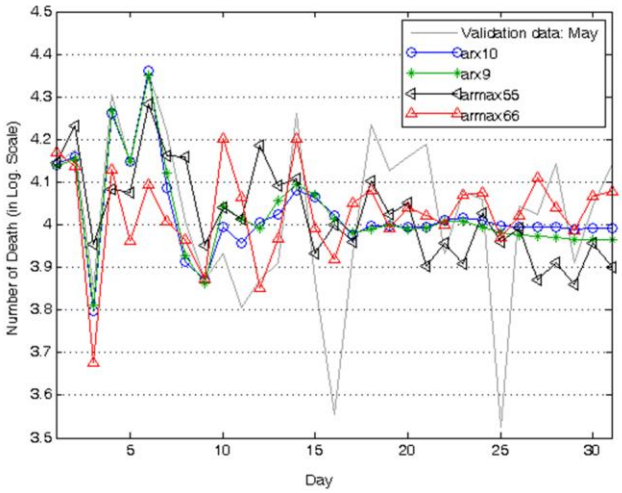


شکل ۲: موارد روزانه تأییدشده از میزان مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در ایران، در ماه مارس (با رنگ خاکستری).
نتایج حاصل از شبیه سازی دادگان با مدل AR با $n_a = 10$ (arx10) با رنگ آبی، با $n_a = 9$ (arx9) با رنگ سبز،
با مدل ARMA و $n_a = 5, n_d = 5$ (armax55) با رنگ مشکی، با $n_a = 6, n_d = 6$ (armax66) با رنگ قرمز

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-18]

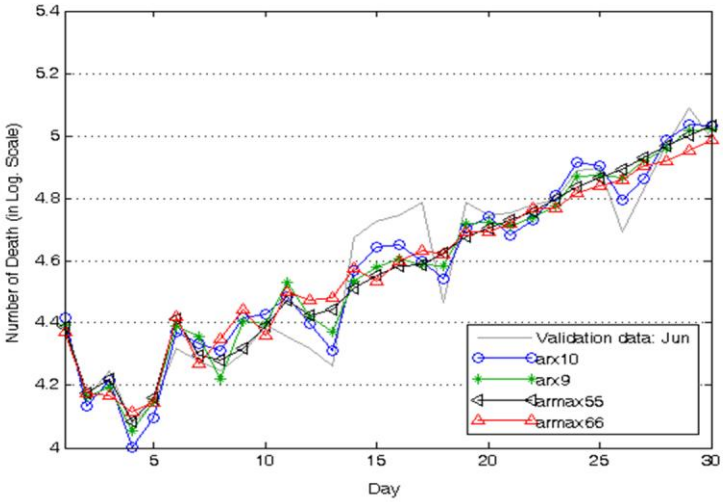


شکل ۳: موارد روزانه تأییدشده از میزان مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در ایران، در ماه آوریل (با رنگ خاکستری). نتایج حاصل از شبیه سازی دادگان با مدل AR با $n_a = 10$ (arx10) با رنگ آبی، با $n_a = 9$ (arx9) با رنگ سبز، با مدل ARMA و $n_a = 5, n_d = 5$ (armax55) با رنگ مشکی، با $n_a = 6, n_d = 6$ (armax66) با رنگ قرمز

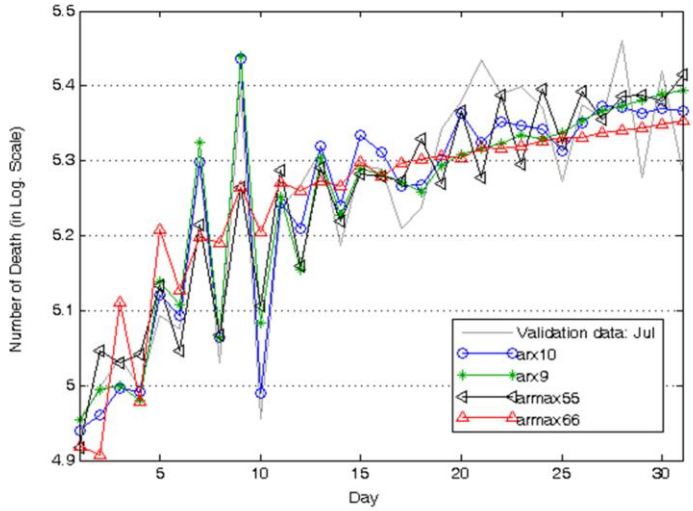


شکل ٤: موارد روزانه تأییدشده از میزان مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در ایران، در ماه مه (با رنگ خاکستری). نتایج حاصل از شبیه سازی دادگان با مدل AR با $n_a = 10$ (arx10) با رنگ آبی، با $n_a = 9$ (arx9) با رنگ سبز، با مدل ARMA و $n_a = 5, n_d = 5$ (armax55) با رنگ مشکی، با $n_a = 6, n_d = 6$ (armax66) با رنگ قرمز

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-18]



شکل ۵: موارد روزانه تأییدشده از میزان مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در ایران، در ماه ژوئن (با رنگ خاکستری). نتایج حاصل از شبیه سازی دادگان با مدل AR با $n_a = 10$ (arx10) با رنگ آبی، با $n_a = 9$ (arx9) با رنگ سبز، با مدل ARMA و $n_a = 5, n_d = 5$ (armax55) با رنگ مشکی، با $n_a = 6, n_d = 6$ (armax66) با رنگ قرمز



شکل ٦: موارد روزانه تأییدشده از میزان مرگ و میر ناشی از کووید-۱۹ در ایران، در ماه ژوئیه (با رنگ خاکستری). نتایج حاصل از شبیه سازی دادگان با مدل AR با $n_a = 10$ (arx10) با رنگ آبی، با $n_a = 9$ (arx9) با رنگ سبز، با مدل ARMA و $n_a = 5, n_d = 5$ (armax55) با رنگ مشکی، با $n_a = 6, n_d = 6$ (armax66) با رنگ قرمز

[Downloaded from jccnursing.com on 2026-11-18]