

Original Article



Spatial Analysis of COVID-19 Outbreak Using Spatial Regression

Somayeh Rafati^{1*}, Aboozar Ramezani², Alireza Sadeghinia³

Affiliation

1. Assistant prof., Dep. of Geography, Savved Jaleddin Asadabadi University, Asadabad, Hamedan, Iran
2. Assistant prof., Dep. of Geomatics, Savved Jaleddin Asadabadi University, Asadabad, Hamedan, Iran
3. Assistant prof., Dep. of Humanities and Social Sciences, Farhangian University, Tehran, Iran

ABSTRACT

Introduction: The COVID-19 epidemic is considered a geographical phenomenon, and its impact on decision-making and daily life is significant. Geographic information systems (GIS) and spatial techniques play crucial roles in analyzing the spread of COVID-19 globally. Studies using spatial analysis have highlighted the importance of social and health variables in infection and mortality rates, despite existing uncertainties about the effects of meteorological variables. Given Iran's climatic diversity, it is valuable to identify the key spatial factors influencing COVID-19. Therefore, this study aims to model and determine the factors affecting the COVID-19 epidemic based on available data.

Materials and Methods: This study investigated the factors influencing the distribution of COVID-19 infection rates using global and local spatial regression methods. Seventy-three cities were selected, with data on COVID-19 infections available from March 10 to June 20, 2019. The factors considered were altitude, population density, average age, the ratio of the population over 55 years to the total population, and meteorological parameters, including humidity, temperature, pressure, and wind speed. Their relationships with the disease were analyzed using spatial statistics methods. Stepwise regression identified population density, air pressure, average age, and wind speed as significant predictors, and the occurrence of the disease was modeled using the Ordinary Least Squares (OLS) technique. Due to the unstable relationship between the independent and dependent variables, the Geographically Weighted Regression (GWR) technique was used. Principal Component Analysis (PCA) and SPSS software were employed to address spatial variability and multicollinearity.

Results and Discussion: The results showed that the OLS model was statistically significant, with variance values explained by the model being non-random. However, the explanatory variables had an inconsistent relationship with the dependent variable in both geographic and data spaces. The residual distribution deviated somewhat from normal, indicating model instability. Thus, the GWR technique was applied for modeling. PCA addressed multicollinearity (due to a cluster pattern in meteorological variables), reducing meteorological factors to one component, explaining nearly 70% of the variance. The model improved by consolidating the average age and the ratio of the population over 55 into one factor. Subsequently, population density, meteorological factors, and age demographics were utilized as predictive variables in the GWR model. A 10% increase in the adjusted R-squared of the GWR model (63%) demonstrated its relative improvement over the OLS model. Moran's spatial autocorrelation test indicated that, while the cluster pattern of residuals was less pronounced in the GWR model than in the OLS model, it remained significant at the 99% confidence level. Hot spot analysis at the 95% confidence level identified the western parts of Kurdistan province and the northern and western parts of Khuzestan province as hot spots (areas of significant underestimation), and the eastern parts of Hamadan province and the northern parts of Bushehr province as cold spots (areas of significant overestimation). Thus, at least one variable affecting disease occurrence was not considered. Other potential factors, such as cultural, health, and genetic variables, were not included due to unavailability or measurement difficulties.

Conclusion: This study highlights the importance of demographic and environmental factors in COVID-19 infection rates and provides a foundation for further research in the study area.

Keywords: Geographically Weighted Regression, Ordinary least squares, Moran's I test, Hot spot analysis.

Citation: Rafati, S., Ramezani, A., Sadeghinia, A., *Spatial Analysis of COVID-19 Outbreak Using Spatial Regression, Iran J Remote Sens GIS. 16(1):67-80.*

* Corresponding Author: Rafati@sjau.ac.ir DOI: <https://doi.org/10.48308/gisj.2022.102903>

Received: 2022.01.21
Accepted: 2022.11.23





تحلیل فضایی میزان ابتلا به کوید-۱۹ با کاربرد رگرسیون فضایی

سمیه رفتعی^{۱*}، ابودر رضانی^۲، علیرضا صادقی^۳ نیا

سمت

۱. استادیار گروه جغرافیا، دانشگاه سید جمال‌الدین اسدآبادی، اسدآباد، همدان، ایران
۲. استادیار گروه نقشه‌برداری، دانشگاه سید جمال‌الدین اسدآبادی، اسدآباد، همدان، ایران
۳. استادیار گروه علوم انسانی و اجتماعی، دانشگاه فرهنگیان، تهران، ایران

چکیده

سابقه و هدف: همه‌گیری کووید-۱۹ به‌منزله پدیده‌ای جغرافیایی در نظر گرفته می‌شود که تجزیه و تحلیل فضایی و تأثیر جغرافیایی آن، در تصمیم‌گیری و جنبه‌های زندگی روزمره، بسیار اهمیت می‌یابد. سامانه اطلاعات جغرافیایی و تکنیک‌های مکانی می‌توانند نقش مهمی در تجزیه و تحلیل کلان‌داده‌های شیوع این بیماری در سطح جهانی ایفا کنند. مطالعات انجام‌شده با کمک تکنیک‌های تحلیل فضایی توانسته‌اند میزان اهمیت متغیرهای اجتماعی و بهداشتی را در میزان ابتلا و موارد مرگ‌ومیر ناشی از بیماری کووید-۱۹ نشان دهند؛ هرچند در مورد تأثیر متغیرهای هواشناسی در این زمینه، مطابق با متفاوت بودن نتایج پژوهش‌های پیشین، همچنان ابهاماتی وجود دارد. با توجه به تنوع اقلیمی ایران، با انجام‌دادن پژوهش‌هایی در این زمینه به‌منظور آشکارسازی عوامل مهم و اثرگذار فضایی، می‌توان گام‌های مؤثری برداشت. بنابراین هدف این مطالعه مدل‌سازی و تعیین عوامل تأثیرگذار در پراکنش بیماری کووید-۱۹، براساس داده‌های موجود و در دسترس است.

مواد و روش‌ها: در این مطالعه، با استفاده از روش‌های رگرسیون فضایی عمومی و محلی، عوامل تأثیرگذار در پراکنش میزان ابتلا به بیماری کووید-۱۹ بررسی شد. برای این منظور، ۷۳ شهرستان که آمار تعداد مبتلایان به بیماری کووید-۱۹ آنها (طی دوره‌های کوتاه، از دهم اسفند ۹۸ تا بیستم خرداد ۹۹ به‌تفکیک شهرستان‌ها) در دسترس بوده است، انتخاب شدند. عوامل ارتفاع، تراکم جمعیت و میانگین سنی، نسبت جمعیت بالای ۵۵ سال به جمعیت کل و همچنین پارامترهای هواشناسی شامل رطوبت، دما، فشار و سرعت باد انتخاب و رابطه آنها با این بیماری، به کمک روش‌های آمار فضایی، بررسی شد. براساس روش رگرسیون گام‌به‌گام تراکم جمعیت، فشار هوا، میانگین سن و سرعت باد به‌منزله پیش‌بینی‌کننده‌های معنی‌دار تعیین شدند و بروز بیماری با استفاده از تکنیک OLS مدل‌سازی شد. سپس با توجه به ناپایداری رابطه متغیرهای مستقل با متغیر وابسته، هم در بعد فضایی و هم در بعد داده‌ها، تکنیک GWR به کار رفت و برای افزایش تغییرپذیری فضایی و برطرف کردن مشکل هم‌راستایی خطی، از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی و نرم‌افزار SPSS بهره برده شد.

نتایج و بحث: نتایج نشان داد مدل عمومی ارائه‌شده به‌طور کلی به‌لحاظ آماری معنی‌دار است و مقادیر واریانس توجیه‌شده با مدل تصادفی نیست اما رابطه متغیرهای مستقل با متغیر وابسته، هم در بعد فضایی و هم در بعد داده‌ها، ناپیوسته است. همچنین مشخص شد توزیع باقی‌مانده‌ها تاحدی از توزیع نرمال انحراف نشان می‌دهد که چه‌بسا به دلیل وجود ناپیوستایی در مدل باشد. بنابراین تکنیک رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی برای مدل‌سازی به کار گرفته شد. به‌منظور اجرای آن و افزایش تغییرپذیری فضایی برای رفع مشکل هم‌راستایی خطی (به دلیل وجود الگوی خوشه‌ای در متغیرهای هواشناسی)، روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده شد و عوامل هواشناسی به یک فاکتور کاهش یافت. این عامل نزدیک به ۷۰٪ تغییرات این متغیرها را توجیه می‌کند. کاهش عوامل متغیرهای میانگین سن و نسبت جمعیت بالای ۵۵ سال نیز به یک عامل باعث بهبود نتایج شد. بنابراین تراکم جمعیت، عامل هواشناسی و عامل سن به‌منزله متغیرهای پیش‌بینی‌کننده در مدل‌سازی با تکنیک GWR در نظر گرفته شدند. افزایش ۱۰ درصدی ضریب تعیین تعدیل‌شده مدل وزن‌دار جغرافیایی (۰/۶۳) نشان از بهبود نسبی نتایج این مدل در قیاس با مدل عمومی دارد. نتایج آزمون خودهمبستگی فضایی موران نشان داد، با اینکه از شدت الگوی خوشه‌ای باقی‌مانده‌ها در این مدل در مقایسه با مدل OLS کاسته شده است، همچنان در سطح اطمینان ۹۹٪ معنی‌دار است. تحلیل نقاط داغ در سطح اطمینان ۹۵٪ نشان داد بخش‌های غربی استان کردستان، بخش‌های شمالی و غربی استان خوزستان نقاط داغ (الگوی خوشه‌ای کم‌برآورد معنی‌دار) و بخش‌های شرقی استان همدان و بخش‌های شمالی استان بوشهر نقاط سرد (الگوی خوشه‌ای بیش‌برآورد معنی‌دار) هستند. بنابراین دست‌کم یک متغیر تأثیرگذار در بروز این بیماری در نظر گرفته نشده است. با توجه به اینکه متغیرهای احتمالی در نظر گرفته‌نشده همچون عوامل فرهنگی، بهداشتی و ژنتیکی در دسترس نبوده‌اند و یا ممکن است اندازه‌گیری آنها سخت بوده باشد، از بررسی آنها صرف‌نظر شد.

استناد: رفتعی، س.، رضانی، ا.

صادقی‌نیا، ع.، تحلیل فضایی میزان ابتلا به کوید-۱۹ با کاربرد رگرسیون فضایی، نشریه سنجش از دور و GIS ایران، سال ۱۶، شماره ۱، بهار ۱۴۰۳: ۸۰-۶۷.

نتیجه‌گیری: نتایج این مطالعه اهمیت و میزان تأثیر عوامل جمعیت‌شناختی و محیطی را در میزان ابتلا به بیماری کووید-۱۹ روشن کرده است و می‌تواند برای ادامه مطالعاتی در این زمینه راه‌گشا باشد.

واژه‌های کلیدی: مدل وزن‌دار جغرافیایی، مدل حداقل مربعات معمولی، خودهمبستگی موران، تحلیل نقاط داغ.



۱- مقدمه

جغرافیای پزشکی شاخه‌ای از علوم جغرافیایی است که مفاهیم، روش‌ها و تکنیک‌های کمی جغرافیایی را برای بررسی مسائل فضایی در مورد بیماری‌ها به کار می‌گیرد (Meade, 2014). در یازدهم مارس ۲۰۲۰، سازمان بهداشت جهانی بیماری کووید-۱۹ را بیماری همه‌گیر جهانی اعلام کرد و بر شیوع روبه‌رشد آن، به‌ویژه افزایش مرگ‌ومیر در پی آن در یک منطقه جغرافیایی گسترده و همچنین اختلالات اقتصادی، اجتماعی و سیاسی شایان توجه ناشی از آن تأکید کرد (WHO, 2020). گسترش فراملی کووید-۱۹، به‌دنبال جهانی‌شدن، خارج از کنترل دولت‌ها در نظر گرفته می‌شود و شیوع این بیماری را به چالشی اساسی برای اقدام جمعی از منظر جغرافیایی تبدیل می‌کند (Mansour et al., 2021). رشد تصاعدی اولیه در تعداد موارد، امروزه، در بسیاری از کشورها کند شده یا در بسیاری موارد، به امواج متعدد عفونت منجر شده است (Ehlert, 2021). این بیماری سبب ایجاد بحران اقتصادی جهانی شده (Buheji et al., 2020) و تأثیرات شایان توجهی در نظام آموزشی، گردشگری و دنیای سرگرمی گذاشته است. از دیگر سو، راهکارهای متعدد اتخاذ شده در زمان‌های متفاوت می‌تواند در الگوی شیوع بیماری‌ها و مرگ‌ومیر ناشی از آن تأثیر بگذارد (Iyanda et al., 2020).

تحقیقات بالینی و اپیدمیولوژیک، در حال حاضر، عوامل ایجاد خطری خاص برای افراد را، از لحاظ ایجاد عفونت یا احتمال بقا، بررسی می‌کنند و اغلب تأثیر موقتی قوی در اقدامات قرنطینه‌ای دولت دارند. شواهد روبه‌افزایشی بیان می‌کند شناسایی نیروهای محرک اصلی در میزان بروز بیماری و انتشار فضایی آن فرایندی پیچیده است. این همه‌گیری سرشار از ناشناخته‌هاست که بسیاری از آنها بعدی فضایی دارند و بنابراین بیماری مورد اشاره پدیده‌ای جغرافیایی در نظر گرفته شده است. از نظر علوم بهداشتی، تجزیه و تحلیل فضایی و ابعاد مکانی و زمانی میزان بروز بیماری، تأثیر جغرافیایی آن در تصمیم‌گیری و زندگی روزمره و

مدل‌سازی آن بسیار مهم است. به این دلایل، کاربرد ابزارهای جغرافیایی و آماری، به‌ویژه با اعلام کووید-۱۹ به‌منزله بیماری همه‌گیر جهانی، کارآمد و مهم است (Franch-Pardo et al., 2020). برای درک چگونگی انتقال کووید-۱۹ و میزان ارتباط آن با عوامل محیطی، تلاش‌هایی انجام شده است. این مطالعات اهمیت بسیاری دارند؛ به‌ویژه در مورد اقداماتی که به‌جای افراد، بر گروه‌ها متمرکز است. فرضیه‌های فعلی درباره عوامل اجتماعی-اقتصادی مؤثر در کووید-۱۹، در سطح اکولوژیکی، بسیار متنوع است. چندین مطالعه ارتباط بین عوامل اجتماعی جمعیت‌شناختی، بهداشت عمومی، میزان واکسیناسیون منطقه‌ای، عوامل آب‌وهوایی و شیوع کووید-۱۹ را بررسی کرده‌اند (Qiu et al., 2020; Tian et al., 2020; Sannigrahi et al., 2020; Sirkeci & Yucesahin, 2020; Ehlert, 2021; Mansour et al., 2021). در این ارتباط، ویژگی‌های جمعیت‌شناختی، به‌ویژه سن، عاملی تعیین‌کننده و مهم در نظر گرفته شده است (Tian et al., 2020). ظهور و توسعه مداوم تکنیک‌های تحلیل فضایی، مدل‌سازی عمومی و محلی بررسی شرایط تأثیرگذار اجتماعی-اقتصادی و محیطی در شیوع کووید-۱۹ را ممکن کرده است. در واقع، GIS و تکنیک‌های مکانی می‌توانند نقش مهمی در تجزیه و تحلیل کلان‌داده‌های شیوع کووید-۱۹ در سطح جهانی ایفا کنند (Zhou et al., 2020).

۲- مرور تحقیقات گذشته

در زمینه تحلیل و مدل‌سازی فضایی عوامل مؤثر در این بیماری، مطالعاتی انجام شده است (DiMaggio et al., 2020; Mollalo et al., 2020; Sannigrahi et al., 2020). چن^۱ و همکاران (۲۰۲۰) از حداقل مربعات معمولی (OLS)^۲ و مدل‌های رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR)^۳، برای بررسی و شبیه‌سازی عوامل فضایی کووید-۱۹ در شهر نیویورک، استفاده کردند. این

1. Chen

2. Ordinary Least Squares

3. Geographically Weighted Regression

میزان ابتلا به دیابت از نظر آماری متغیرهای تعیین کننده معنی داری بودند. عرب‌مزار^۴ و همکاران (۲۰۲۰)، از طریق توزیع فضایی موارد در سراسر استان‌های ایران، دریافتند که انتقال از استان‌های شمال-مرکزی، مانند تهران و قم، به مناطق اطراف روی داده است. الگوهای توزیع مکانی و انتشار کووید-۱۹ در ایران با عوامل محیطی و مکانی مانند حرکت درون‌استانی، دما، بارندگی، رطوبت، سرعت باد و متوسط تابش خورشیدی همبستگی داشته است (Ahmadi et al., 2020).

مطالعات انجام شده با کمک تکنیک‌های تحلیل فضایی توانسته‌اند مقدار اهمیت متغیرهای اجتماعی و بهداشتی را در میزان ابتلا و موارد مرگ‌ومیر ناشی از بیماری کووید-۱۹ نشان دهند؛ هرچند درباره تأثیر متغیرهای هواشناسی در این زمینه، با توجه به متفاوت بودن نتایج پژوهش‌های پیشین، همچنان ابهاماتی وجود دارد. با توجه به تنوع اقلیمی در گستره ایران، با انجام دادن پژوهش‌هایی در این زمینه به منظور آشکارسازی عوامل مهم و اثرگذار فضایی، می‌توان گام‌های مؤثری برداشت. بنابراین هدف این مطالعه مدل‌سازی و تعیین عوامل تأثیرگذار در پراکنش بیماری کووید-۱۹ براساس داده‌های موجود و در دسترس است.

۳- داده‌ها و روش

این مطالعه براساس تعداد موارد ابتلا به بیماری کووید-۱۹ در ۷۳ شهرستان ایران انجام شده است. این شهرستان‌ها شامل بانه، بیجار، دیوان‌دره، کامیاران، مریوان، قروه، سنندج، سقز، دهگلان و سروآباد در استان کردستان؛ اسدآباد، بهار، همدان، کبودآهنگ، ملایر، نهاوند، رزن، تویسرکان و فامنین در استان همدان؛ آبدانان، دره‌شهر، دهلران، ایوان، ایلام، مهران،

پژوهش نشان داد عواملی همچون میانگین مسافت سفر، درصد مردان و رفت‌وآمد (پیاده‌روی)، استفاده از ماشین و حمل‌ونقل عمومی) با ابتلای بیشتر به کووید-۱۹ ارتباط شایان توجهی دارد. الگوهای مکانی-زمانی و وابستگی مکانی کووید-۱۹، در مراحل اولیه بیماری در چین، با استفاده از آماره موران I (Kang et al., 2020) بررسی شد که نشان می‌دهد شیوع بیماری از ۲۲ ژانویه، از ووهان به سایر مناطق همسایه، از طریق شبکه حمل‌ونقل به سرعت گسترش یافت. نتایج مطالعه اهلرت^۱ (۲۰۲۱) نشان داد تعداد موارد ابتلا و مرگ‌ومیر با موارد اولیه از ابتدای همه‌گیری، میانگین سن، تراکم جمعیت و سهم افراد شاغل در مراقبت از سالمندان ارتباط چشمگیری دارد؛ در مقابل، با سهم کودکان مدرسه‌ای و همچنین تراکم پزشکان ارتباط منفی درخور توجهی می‌یابد. گوپتا^۲ و همکاران (۲۰۲۰) در هند از متغیرهای اقلیمی، جغرافیایی و توپوگرافی مانند دمای هوا، بارش، تبخیر و تعرق واقعی، تابش خورشیدی، رطوبت، سرعت باد، ارتفاع توپوگرافی و تراکم جمعیت برای مدل‌سازی تعداد مبتلایان به کووید-۱۹ استفاده کردند. نتایج پژوهش آنها نشان داد، با کاهش میزان رطوبت، میزان ابتلا به بیماری افزایش می‌یابد. منصور^۳ و همکاران (۲۰۲۱) امکان پیش‌بینی انتقال فضایی بیماری کووید-۱۹ را با به‌کاربردن متغیرهای اجتماعی جمعیت‌شناختی و مراقبت‌های بهداشتی مانند ساختار سنی، تراکم جمعیت، بیماری طولانی‌مدت، تخت‌های بیمارستانی و پرستاران بررسی کردند. این تحقیق با هدف بررسی تفاوت روابط بین میزان بروز و این متغیرهای کمکی، از نظر مکانی در سراسر عمان، با کاربرد مدل‌های رگرسیون فضایی عمومی و محلی انجام شد. از آنجاکه روابط بین متغیرهای مستقل و میزان بروز این بیماری از نظر جغرافیایی متفاوت است، مدل‌های محلی قادر به بیان روابط بین متغیرها بودند. علاوه بر این مشخص شد، در میان یازده متغیر انتخاب‌شده، جمعیت سالمند ۶۵ سال و بالاتر، تراکم جمعیت، تخت‌های بیمارستانی و

1. Ehler
2. Gupta
3. Mansour
4. Arab-Mazar

در ادامه بیان می‌شوند، بررسی و تحلیل شود (شکل ۱).

۱-۳- مدل رگرسیون عمومی، حداقل مربعات معمولی رگرسیون خطی OLS رابطه‌ای ایستا و ثابت را در فضا فرض می‌کند. بر این اساس، فرض استقلال در ارتباط با داده‌های جغرافیایی ممکن است معتبر نباشد.

$$y_i = \beta_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n + e \quad (1)$$

y_i نشان‌دهنده متغیر وابسته (میزان ابتلا به کوید-۱۹) در مکان‌های i است. β_0 عرض‌ازمبدأ است و مقدار y را زمانی که x برابر با صفر است نشان می‌دهد، x_n مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل را بیان می‌کند، b_n بیانگر ضرایب رگرسیونی است که میزان تغییر متغیر وابسته y را به‌ازای تغییر یک واحد متغیر مستقل x نشان می‌دهد.

برای ارزیابی بزرگی هم‌خطی در مدل رگرسیون (ارتباط متغیرها با یکدیگر)، فاکتور تورم واریانس (VIF) به کار می‌رود. درمورد هر متغیر مستقل، مقدار VIF بزرگ‌تر از ۱۰ نشان‌دهنده همبستگی بالای متغیر با سایر پیش‌بینی‌کننده‌هاست و این متغیر باید حذف شود (Montgomery et al., 2012). فاکتور VIF به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$VIF = 1 / (1 - R^2) \quad (2)$$

R^2 ضریب تعیین (واریانس توضیح‌داده‌شده) است.

۲-۳- مدل وزن‌دار جغرافیایی

مدل وزن‌دار جغرافیایی یکی از تکنیک‌های رگرسیون فضایی است که در علوم جغرافیایی کاربرد گسترده‌ای دارد. زمانی که دو یا چند متغیر با یکدیگر رابطه دارند، نتایج مدل‌های رگرسیون عمومی مانند OLS، مورد اعتماد نیست. همچنین مدل‌های رگرسیون عمومی فرض می‌کنند که رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل، در سراسر منطقه مطالعه، ایستا (ثابت) است؛ به‌این معنی که این روابط در فضا تغییر نمی‌کنند.

سیروان، چرداول، بدره، ملک‌شاهی و هلیلان در استان ایلام؛ آبادان، اهواز، اندیمشک، باغ‌ملک، ماهشهر، هندیجان، بهبهان، دشت‌آزادگان، دزفول، ایذه، خرمشهر، مسجدسلیمان، رامهرمز، آغاچاری، شادگان، شوش، شوشتر، رامشیر، امیدیه، لالی، هویزه، کارون، باوی، حمیدیه، هفتگل، اندیکا و گتوند در استان خوزستان؛ بوشهر، دشتستان، دشتی، دیر، دیلم، گناوه، جم، تنگستان، عسلویه، جم و کنگان در استان بوشهر؛ دامغان، گرمسار، سمنان، شاهرود، آرادان، سرخه، مهدی‌شهر و میامی در استان سمنان می‌شوند. بیشتر این شهرستان‌ها در نیمه غربی ایران قرار گرفته‌اند و آمار بیماری کوید-۱۹ در آنها طی دوره‌ای کوتاه، از دهم اسفند ۹۸ تا بیستم خرداد ۹۹، به تفکیک شهرستان‌ها در دسترس بوده است. استان‌هایی از ایران که آمار ابتلا در آنها به تفکیک شهرستان موجود نبود، از این پژوهش حذف شدند. براساس مطالعات پیشین و امکان دسترسی به داده‌ها، متغیرهای ارتفاع، تراکم جمعیت، میانگین سنی نسبت جمعیت بالای ۵۵ سال به جمعیت کل و همچنین پارامترهای هواشناسی شامل رطوبت، دما، فشار و سرعت باد به‌منزله متغیرهای پیش‌بینی‌کننده انتخاب شدند. در این بررسی، میانگین پارامترهای هواشناسی در دوره‌ای که آمار موارد ابتلا به بیماری در دسترس بوده است، با کاربرد داده‌های ساعتی ERA5 که از وبسایت Climate Data Store استخراج شدند، محاسبه و به کار برده شد. یکی از تکنیک‌هایی که می‌تواند به محققان، سازمان‌ها و نهادهای عمومی کمک کند تا رفتارهای گذشته را برای پیش‌بینی روندهای آینده درک کنند، تحلیل رگرسیون است. تحلیل رگرسیون متداول‌ترین شیوه به‌منظور ارزیابی روابط بین دو یا چند ویژگی است. شناسایی و اندازه‌گیری روابط امکان فهم بهتر و پیش‌بینی وقوع پدیده در یک مکان یا بررسی علل رخداد آن را فراهم می‌آورد. بنابراین، در این پژوهش، سعی شد رابطه فضایی عوامل یادشده با این بیماری، با کمک نرم‌افزار ArcGIS و تکنیک‌های گوناگون رگرسیون فضایی که

1. <https://cds.climate.copernicus.eu/>

همسایگان تعیین می‌شود و در وزن‌دهی محلی تأثیر می‌گذارد (Mollalo et al., 2020).

۳-۳- برازش مدل

متغیرهای تراکم جمعیت، میانگین سن، نسبت جمعیت بیشتر از ۵۵ سال به جمعیت کل، ارتفاع و پارامترهای جوی شامل رطوبت، دما، فشار، سرعت باد در فرایند مدل‌سازی گنجانده شده است تا مشخص شود کدام عوامل در میزان بروز کووید-۱۹ نقش دارد. نخست یک روش گام‌به‌گام^۱ برای حذف پیش‌بینی‌کننده‌های غیرمعنی‌دار و شناسایی مدلی واحد با بهترین تناسب اجرا شد. مشکلات ناشی از ناپیوستایی و واریانس باقی‌مانده ناسازگار^۲ در ArcGIS با آزمون Koenker بررسی شد. هنگامی که احتمال مرتبط با آزمون Koenker کوچک است (< 0.05)، از نظر آماری ناپیوستایی معنی‌داری وجود دارد. به‌منظور بررسی هم‌خطی بین متغیرهای مستقل نیز از VIF استفاده شد و متغیرهایی با VIF بزرگ ($> 7/5$) از مدل حذف شدند. در نتیجه، پیش‌بینی‌کننده‌های غیرهمبسته به‌منزله^۳ ورودی مدل رگرسیون انتخاب شدند. وقتی مقادیر متغیر مستقل ویژه‌های الگوی خوشه‌ای مکانی دارند، مشکل چندخطی بودن محلی پیش می‌آید. در خروجی مدل condition number ناپایداری نتایج را به‌دلیل چندخطی بودن محلی نشان می‌دهد. به‌منزله^۳ قاعده‌ای کلی، نتایج درباره ویژگی‌هایی با condition number بیشتر از ۳۰، مورد اعتماد نیستند. با توجه به وجود الگوی خوشه‌ای و مشکل هم‌راستایی محلی متغیرهای هواشناسی، اجرای مدل GWR با متغیرهای منتخب ممکن نبود؛ بنابراین برای افزایش تغییرپذیری، با کاربرد روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۳ در نرم‌افزار SPSS، عوامل هواشناسی به یک فاکتور کاهش یافتند. به‌این ترتیب با افزایش تغییرپذیری محلی، الگوی

درحالی که ویژگی‌های جغرافیایی اغلب خودهمبستگی فضایی دارند که نوعی سوگیری بیش‌ازحد برای روش‌های رگرسیون کلاسیک (غیرمکانی) ایجاد می‌کند. فرایندهای مهم در بخش‌های گوناگون منطقه مطالعه رفتار متفاوتی دارند. این ویژگی داده‌های مکانی را تغییرات منطقه‌ای یا ناپیوستایی می‌نامند. در شرایطی که فرض ایستایی معتبر نیست، می‌توان از مدل‌های رگرسیون محلی مانند GWR بهره برد که فرض می‌کند، بین متغیر وابسته و مستقل، روابط ناپیوستا وجود دارد. این مدل، برای پیش‌بینی، رگرسیون محلی از متغیر یا فرایند مدنظر را در اختیار قرار می‌دهد. این معادلات جداگانه با ترکیب متغیرهای وابسته و مستقل از پدیده‌های موجود در پهنای باند هر پدیده هدف عرضه می‌شوند.

مدل GWR بدین صورت محاسبه می‌شود:

$$y_i = \beta_0 i(u_i, v_i) + \sum_{n=1}^k \beta_n i(u_i, v_i) x_{ni} + \varepsilon_i$$

رابطه (۳)

y_i میزان ابتلا به کووید-۱۹ در مکان i است، (u_i, v_i) مختصات مرکز i را نشان می‌دهد، $\beta_0 i$ ، $\beta_n i$ نشان‌دهنده فاصله تخمینی محلی و اثر متغیر n برای مکان i است، x_{ni} مقدار آمین متغیر مستقل است و ε_i خطای تصادفی را نشان می‌دهد.

$$\hat{\beta}(i) = (X'W(i)X)^{-1}X'W(i)$$

رابطه (۴)

$\hat{\beta}$ بردار تخمین پارامترها ($p \times 1$) و X ماتریس متغیر مستقل منتخب ($n \times p$) را نشان می‌دهند، $W(i)$ ماتریس وزن‌های فضایی ($n \times n$) است و y بردار میزان ابتلا به کووید-۱۹ ($p \times 1$) دلالت دارد. ماتریس $W(i)$ از وزن‌های هر واحد فضایی براساس فاصله‌اش از مکان i تولید می‌شود.

برای اجرای کالیبراسیون مدل، از توابع کرنل وزن‌دهی گاوسی و بای‌اسکوار استفاده می‌شود. در این توابع، مکان‌های نزدیک‌تر به i در قیاس با مکان‌های دورتر از آن تأثیر بیشتری در برآورد $\beta_n i(u_i, v_i)$ دارند. پهنای باند براساس فاصله اقلیدسی و تعداد نزدیک‌ترین

1. Stepwise forward
2. Heteroscedasticity
3. Principal Component analysis

دست کم یک متغیر کلیدی در مدل در نظر گرفته نشده است. همچنین با کمک آماره Jarque-Bera، نرمال بودن توزیع باقی مانده‌ها بررسی شد. هنگامی که آماره Jarque-Bera معنی دار است (< 0.05)، احتمالاً یک متغیر مستقل کلیدی در مدل در نظر گرفته نشده است. با برخی روابطی که مدل سازی می‌شوند غیرخطی‌اند. برای ارزیابی و مقایسه برازش و عملکرد مدل نیز، شاخص AIC^۲ به کار رفت. تمامی تخمین‌های ضرایب موجود در مدل نهایی برازش شده، از نظر آماری، با مقادیر p کمتر از ۰/۰۰۵ معنی دارند و بهترین مدل مدلی است که بیشترین مقدار R² تعدیل شده و کمترین مقدار AIC را دارد.

خوشه‌ای و مشکل هم‌راستایی محلی متغیرهای هواشناسی برطرف شد. ماتریس داده‌ها با آرایش R – متغیرها ستون ماتریس و شهرستان‌ها ردیف ماتریس – تنظیم شد (Alijani, 2002). نوع ماتریس پراکنشی انتخاب شده در این مطالعه، به دلیل سروکار داشتن با چندین متغیر با واحدهای اندازه‌گیری متفاوت، ماتریس همبستگی با داده‌های استاندارد شده است (Yarnal, 2006). برای تسهیل در تفسیر مؤلفه‌های اصلی، از دوران واریمکس نیز استفاده شد که دورانی متعامد است. برای بررسی وجود الگوی خوشه‌ای فضایی معنی دار در باقی مانده‌ها، از آزمون خودهمبستگی فضایی و تحلیل نقاط داغ^۱ استفاده شد. همبستگی فضایی معنی دار آماری تقریباً همیشه نشانه آن است که



شکل ۱. روندنمای مراحل پژوهش

1. Hot Spot Analysis
2. Akaike Information Criterion

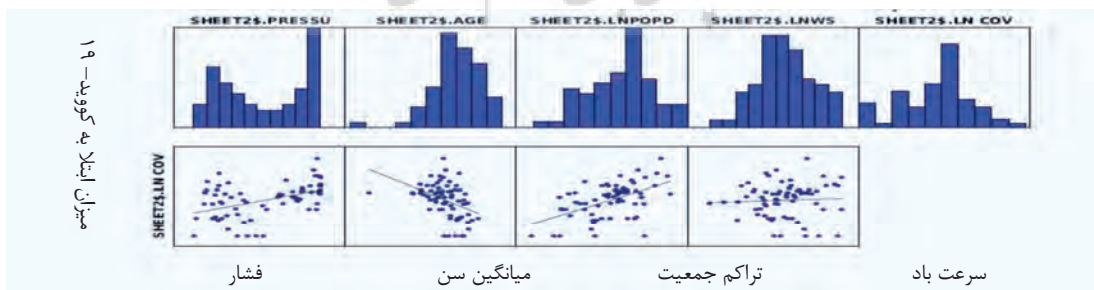
۴- نتایج

توزیع متغیرهای تعداد مبتلایان کووید-۱۹، نسبت جمعیت بالای ۵۵ سال به کل جمعیت، تراکم جمعیت، سرعت باد و رطوبت با تبدیل لگاریتم طبیعی به توزیع نرمال نزدیک‌تر شد. نتایج مدل رگرسیون گام‌به‌گام نشان داد پیش‌بینی‌کننده‌های معنی‌دار در بین متغیرهای انتخابی، در این مطالعه، به ترتیب اهمیت عبارت‌اند از تراکم جمعیت، فشار هوا، میانگین سن و سرعت باد. AICc، ضریب تعیین و ضریب تعیین تعدیل‌شده با متغیرهای مذکور، به ترتیب، برابر ۰/۸۲۰ و ۰/۵۵ و ۰/۵۳ برآورد شده است. به عبارت دیگر، مدل رگرسیون با این متغیرهای پیش‌بینی‌کننده قادر است ۵۳٪ از تغییرات فضایی تعداد مبتلایان بیماری کووید-۱۹ را توجیه کند.

بنابراین، این متغیرها در نقش متغیرهای پیش‌بینی‌کننده به مدل OLS وارد شدند. شکل ۲ رابطه چهار متغیر مزبور را با تعداد مبتلایان بیماری کووید-۱۹ نشان می‌دهد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، قوی‌ترین رابطه تعداد مبتلایان این بیماری با متغیرهای مستقل بررسی‌شده به میانگین سن و تراکم جمعیت بازمی‌گردد. همان‌طور که انتظار می‌رود، با افزایش تراکم جمعیت، میزان ابتلا به بیماری افزایش یافته اما رابطه میزان بیماری با میانگین سن معکوس است؛ به عبارت دیگر، با افزایش میانگین سن در شهرستان‌ها، مقدار ابتلا به بیماری کووید-۱۹ کاهش

یافته است. رابطه میزان بیماری با سرعت باد نیز منفی و با فشار سطح زمین، مثبت است؛ یعنی با افزایش سرعت باد و کاهش فشار سطحی، مقدار ابتلا به بیماری کاهش یافته است.

معنی‌داری در سطح ۵٪ آماره آزمون Koenker (جدول ۲) نشان می‌دهد رابطه متغیرهای مستقل با متغیر وابسته، هم در بعد فضایی و هم در بعد داده‌ها، نایستاست؛ به عبارت دیگر، رابطه متغیرها در نقاط متفاوت منطقه مطالعه و همچنین به نسبت مقدار یا بزرگی متغیر مستقل، متغیر است. بنابراین مدل مناسب فضایی برای بررسی آن مدل وزن‌دار جغرافیایی است. از سوی دیگر، آزمون Robust_t و احتمال صفر بودن ضریب رگرسیون (Robust_Pr) نشان می‌دهد (جدول ۱) هر چهار متغیر مستقل مورد اشاره در سطح اطمینان ۹۵٪ معنی‌دارند (سه متغیر تراکم جمعیت، میانگین سن و فشار در سطح اطمینان ۹۹٪ نیز معنی‌دارند). همچنین VIF در مورد تمامی این متغیرها کوچک‌تر از ۱/۵ است که نشان می‌دهد هیچ‌یک از متغیرهای مزبور هم خط نیستند (جدول ۱). از آنجاکه آماره آزمون Koenker معنی‌دار است، آزمون Joint Wald Statistic برای اظهار نظر در زمینه معنی‌داری کلی مدل به کار می‌رود. با توجه به مقادیر آماره آزمون (۸۹/۷) و احتمال درست‌بودن فرض صفر در جدول ۲، مدل به‌طور کلی به لحاظ آماری معنی‌دار است و مقادیر واریانس توجیه‌شده از طریق مدل تصادفی نیست.



شکل ۲. پراکنش‌نگار رابطه کووید-۱۹ با سرعت باد، تراکم جمعیت، میانگین سن و فشار (به ترتیب، از راست به چپ)

در نظر گرفتن دست کم یک متغیر تأثیرگذار در متغیر وابسته باشد.

نقشه پراکنش باقی مانده‌ها در شکل ۴ ارائه شده است؛ در نواحی قرمز، مقادیر واقعی بیشتر از مقادیر پیش‌بینی شده است (کم‌برآورد) و در نواحی آبی، مقادیر واقعی کمتر از مقادیر پیش‌بینی شده است (بیش‌برآورد).

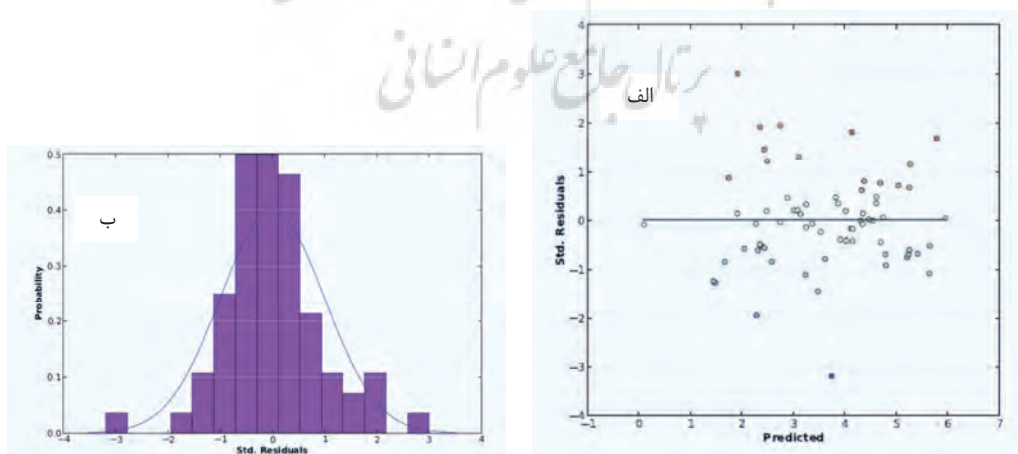
شکل ۳ توزیع آماری خطاهای حاصل از مدل OLS و پراکنش‌نگار مقادیر خطا را در ارتباط با مقادیر پیش‌بینی شده نشان می‌دهد. براساس این شکل‌ها و همچنین آماره آزمون Jarque-Bera، توزیع باقی مانده‌ها مقداری انحراف از توزیع نرمال را نشان می‌دهد که امکان دارد به دلیل وجود ناپیوستایی در مدل یا

جدول ۱. شاخص‌های ارزیابی متغیرهای پیش‌بینی‌کننده به کاررفته در مدل OLS

| متغیر | Coefficient | StdError | t-statistic | Probability | Robust_SE | Robust_t | Robust_Pr | VIF |
|-------------|-------------|----------|-------------|-------------|-----------|-----------|-----------|------|
| عرض‌ازمبدأ | -۱/۸۹۴۳۳۹ | ۳/۳۷۸۰۲۳ | -۰/۵۶۰۷۸۳ | ۰/۵۷۶۹۳۶ | ۳/۳۶۹۷۲ | -۰/۵۶۲۴۵۷ | ۰/۵۷۵۸۰۲ | - |
| فشار | ۰/۰۰۰۰۸۵ | ۰/۰۰۰۰۲۳ | ۳/۶۲۵۹۸۷ | ۰/۰۰۰۰۵۸۰* | ۰/۰۰۰۰۲۹ | ۲/۹۵۱۴۵۹ | ۰/۰۰۴۴۳۹* | ۱/۵۰ |
| میانگین سن | -۰/۱۹۵۲۶۰ | ۰/۰۶۴۰۷۴ | -۳/۰۴۷۴۲۲ | ۰/۰۰۰۳۳۷۲* | ۰/۰۴۵۶۵۷ | -۴/۲۷۶۶۵۷ | ۰/۰۰۰۰۶۷* | ۱/۲۹ |
| تراکم جمعیت | ۱/۰۳۱۳۰۳ | ۰/۱۶۸۶۰۹ | ۶/۱۱۶۵۳۴ | ۰/۰۰۰۰۰۰* | ۰/۱۶۸۴۷۱ | ۶/۱۲۱۵۵۱ | ۰/۰۰۰۰۰۰* | ۱/۰۱ |
| سرعت باد | -۰/۱۶۵۰۰۸۸ | ۰/۳۸۸۴۹۷ | -۱/۶۷۳۳۴۱ | ۰/۰۹۹۲۲۳ | ۰/۲۹۶۷۸۶ | -۲/۱۹۰۴۲۵ | ۰/۰۳۲۲۰۰* | ۱/۲۶ |

جدول ۲. شاخص‌ها و آماره آزمون‌های ارزیابی عملکرد مدل OLS

| شاخص | مقدار | احتمال |
|-----------------------|--------|--------|
| ضریب تعیین | ۰/۵۵ | - |
| ضریب تعیین تعدیل شده | ۰/۵۳ | - |
| AICc | ۲۲۳/۳۳ | - |
| Joint F-Statistic | ۱۹/۵۷ | ۰/۰۰۰* |
| Joint Wald Statistic | ۸۹/۷۱ | ۰/۰۰۰* |
| Koenker Statistic | ۱۱/۶۲ | ۰/۰۲۰* |
| Jarque-Bera Statistic | ۸/۵۷ | ۰/۰۱۴* |



شکل ۳. پراکنش‌نگار مقادیر خطا و مقادیر پیش‌بینی شده (الف)؛ توزیع آماری خطاهای حاصل از مدل OLS (ب)

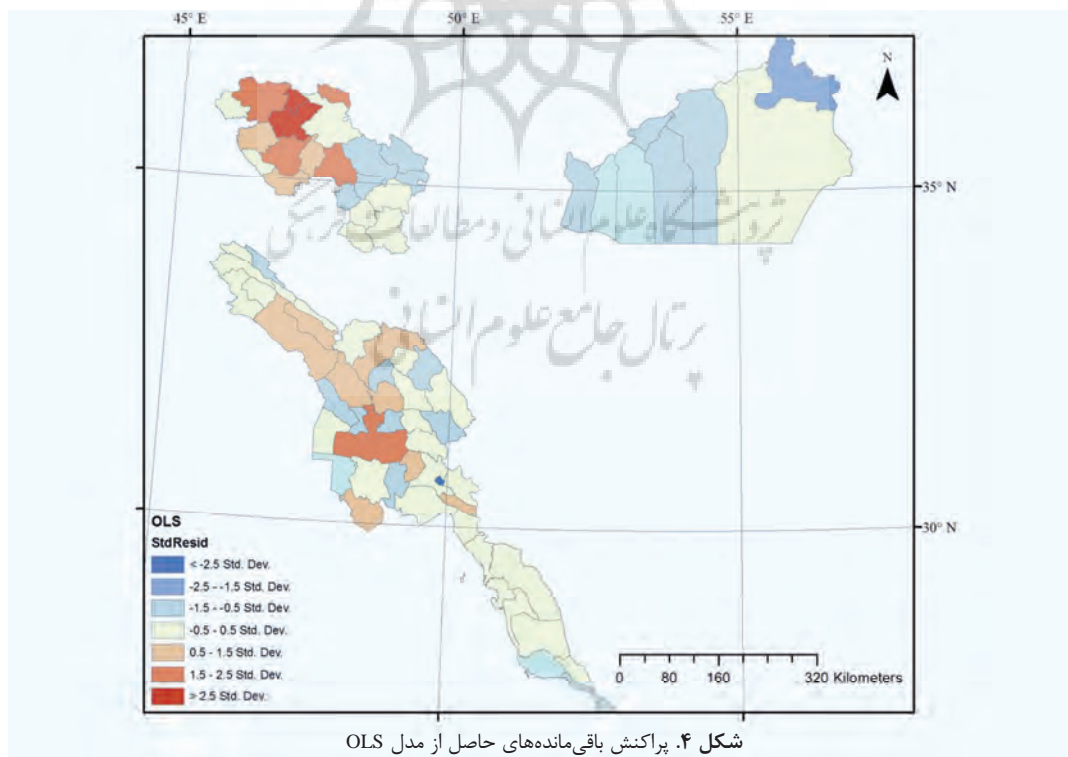
۱۰ درصدی در قیاس با مدل عمومی OLS، به ۶۳٪ رسیده است (ضریب تعیین ۰/۷۰). AICc و Sigma مدل، به ترتیب، ۲۱۱/۹ و ۱/۰ برآورد شده‌اند.

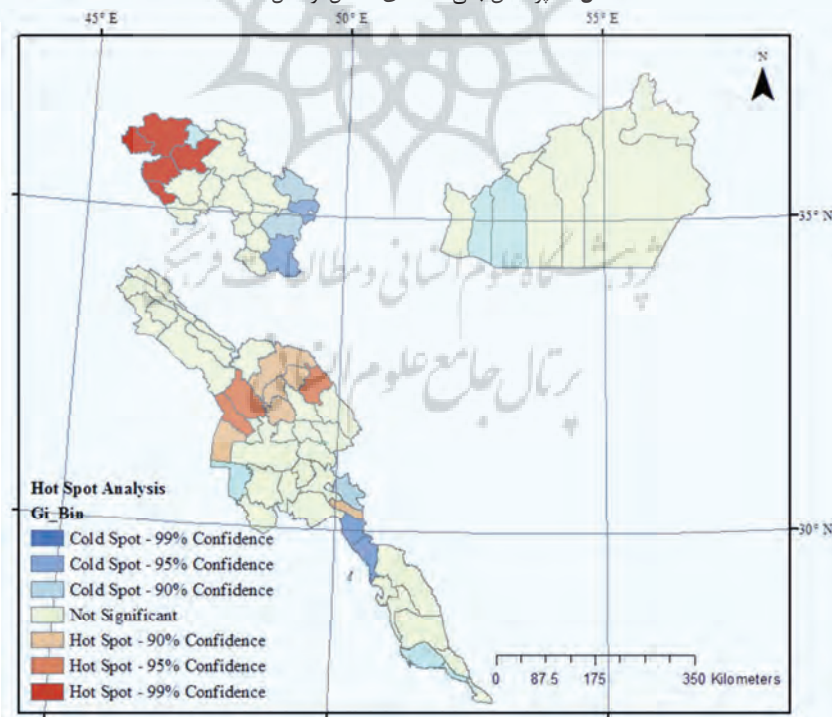
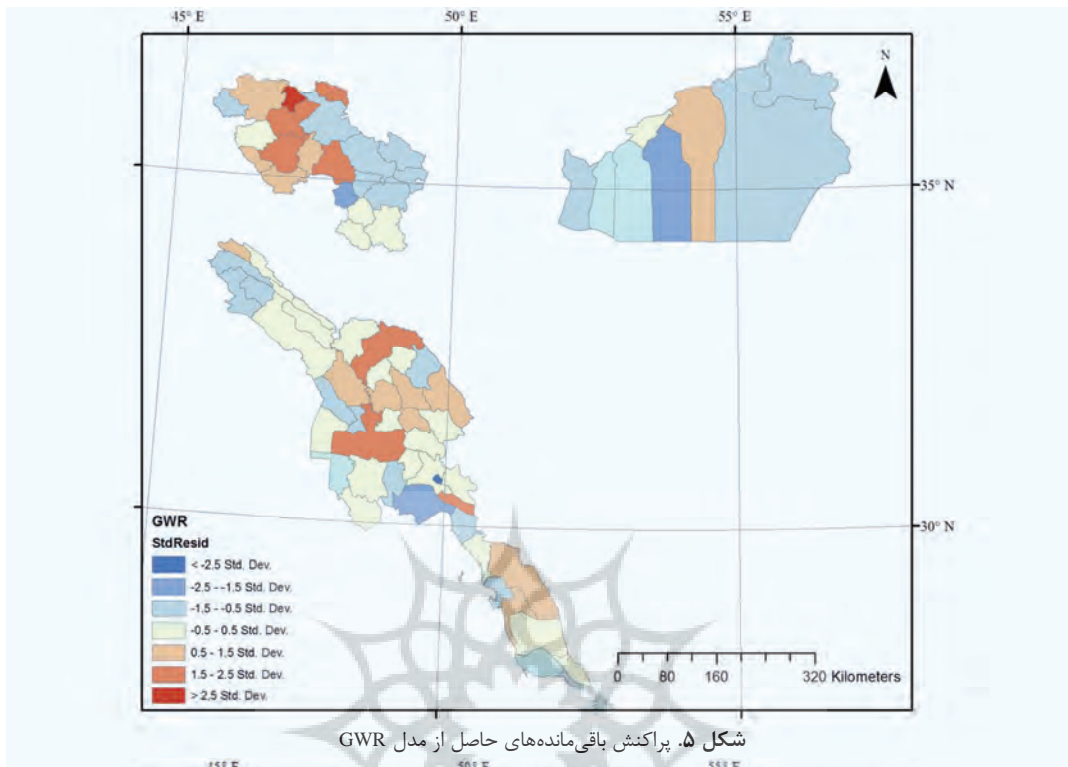
نقشه پراکنش باقی‌مانده‌ها در شکل ۵ آمده است. با وجود کاهش شدت الگوی خوشه‌ای باقی‌مانده‌ها در این مدل در قیاس با مدل OLS (نمره استاندارد آماره آزمون موران برابر با ۳/۶۶)، این الگو همچنان در سطح اطمینان ۹۹٪ معنی‌دار است. بنابراین متغیرهای دیگری (مانند عوامل فرهنگی، بهداشتی و ژنتیکی) وجود دارند که در بروز این بیماری تأثیر چشمگیری دارند.

تحلیل نقاط داغ، برای بررسی الگوی خوشه‌ای نواحی بیش‌برآورد و کم‌برآورد باقی‌مانده‌ها به‌منظور روشن‌شدن پراکنش مکانی چگونگی عملکرد مدل، مناسب است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود (شکل ۶)، در سطح اطمینان ۹۵٪، بخش‌های غربی استان کردستان و بخش‌های شمالی و غربی استان خوزستان نقاط داغ (الگوی خوشه‌ای کم‌برآورد معنی‌دار) و بخش‌های شرقی استان همدان و بخش‌های شمالی استان بوشهر نقاط سرد (الگوی خوشه‌ای بیش‌برآورد معنی‌دار) هستند.

نتایج آزمون خودهمسبستگی فضایی موران نشان می‌دهد الگوی خوشه‌ای باقی‌مانده‌ها (نمره استاندارد آماره آزمون موران برابر با ۵/۴۶) در سطح اطمینان ۹۹٪ معنی‌دار است.

با توجه به وجود الگوی خوشه‌ای و مشکل هم‌راستایی محلی متغیرهای هواشناسی، اجرای مدل GWR با متغیرهای مستقل منتخب ممکن نبوده است. بنابراین، برای افزایش تغییرپذیری با کاربرد روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی، عوامل هواشناسی به یک فاکتور کاهش یافت. این عامل نزدیک به ۷۰٪ تغییرات این متغیرها را توجیه می‌کند. کاهش عوامل متغیرهای میانگین سن و نسبت جمعیت بالای ۵۵ سال به یک عامل نیز باعث بهبود نتایج شد. بنابراین تراکم جمعیت، عامل هواشناسی و عامل سن به‌منزله متغیرهای پیش‌بینی‌کننده در مدل وزن‌دار جغرافیایی در نظر گرفته شدند. نتایج مدل وزن‌دار جغرافیایی حاکی از بهبود نسبی نتایج رگرسیون فضایی، در پیش‌بینی بروز بیماری کرونا است. ضریب تعیین تعدیل‌شده، با افزایش





۵- نتیجه‌گیری

در این مطالعه، با به‌کاربردن روش‌های رگرسیون فضایی عمومی و محلی، عوامل تأثیرگذار در پراکنش میزان ابتلا به بیماری کووید-۱۹ بررسی شد. بدین منظور ۷۳ شهرستان انتخاب شدند که آمار تعداد مبتلایان به بیماری کووید-۱۹ در آنها (طی دوره‌ای کوتاه، از دهم اسفند ۹۸ تا بیستم خرداد ۹۹ و به‌تفکیک شهرستان‌ها) دردسترس بوده است. عوامل ارتفاع، تراکم جمعیت و میانگین سنی، نسبت جمعیت بیشتر از ۵۵ سال به جمعیت کل و همچنین پارامترهای هواشناسی شامل رطوبت، دما، فشار و سرعت باد انتخاب و رابطه آنها با این بیماری، به کمک روش‌های آمار فضایی، بررسی شد. براساس روش رگرسیون گام‌به‌گام، تراکم جمعیت، فشار هوا، میانگین سن و سرعت باد به‌منزله پیش‌بینی‌کننده‌های معنی‌دار تعیین شدند و بروز بیماری، با استفاده از تکنیک OLS، مدل‌سازی شد. طبق این بررسی، مشخص شد رابطه میزان ابتلا به بیماری کووید-۱۹ با متغیرهای میانگین سن و تراکم جمعیت قوی‌تر بوده است که با نتایج اهلرت (۲۰۲۱) و منصور و همکاران (۲۰۲۱) مطابقت دارد. با افزایش تراکم جمعیت، تعداد مبتلایان به این بیماری افزایش یافته اما رابطه میزان بیماری با میانگین سن معکوس است که دلیل آن، بنابه استدلال اهلرت (۲۰۲۱)، کاهش سفرهای مرتبط با سن به مناطق همسایه است که به مهار تعداد موارد ابتلا منجر شده است. همچنین رابطه میزان بیماری، با سرعت باد، منفی و با فشار سطح زمین، مثبت است. نتایج این مطالعه، برخلاف نتایج مطالعه گوپتا و همکاران (۲۰۲۰)، عامل رطوبت را به‌صورت متغیر پیش‌بینی‌کننده معنی‌دار نشان نداده است. نتایج نشان داد مدل عمومی مطرح‌شده به‌طور کلی، از لحاظ آماری، معنی‌دار است و مقادیر واریانس توجیه‌شده با استفاده از مدل تصادفی نیست اما رابطه متغیرهای مستقل با متغیر وابسته، هم در بعد فضایی و هم در بعد داده‌ها، ناپیوسته است. همچنین مشخص شد توزیع باقی‌مانده‌ها قدری انحراف از توزیع نرمال را نشان می‌دهد که شاید دلیل آن وجود ناپیوستگی در مدل باشد.

بنابراین تکنیک رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی برای مدل‌سازی به‌کار گرفته شد. برای اجرای آن و افزایش تغییرپذیری فضایی، به‌منظور رفع مشکل هم‌راستایی خطی (ناشی از وجود الگوی خوشه‌ای در متغیرهای هواشناسی)، روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده شد و عوامل هواشناسی به یک فاکتور کاهش یافت. این عامل نزدیک به ۷۰٪ تغییرات این متغیرها را توجیه می‌کند. کاهش عوامل متغیرهای میانگین سن و نسبت جمعیت بالای ۵۵ سال به یک عامل نیز باعث بهبود نتایج شد. بنابراین تراکم جمعیت، عامل هواشناسی و عامل سن به‌صورت متغیرهای پیش‌بینی‌کننده در مدل‌سازی با تکنیک GWR در نظر گرفته شدند. افزایش ۱۰ درصدی ضریب تعیین تعدیل‌شده مدل وزن‌دار جغرافیایی (۰/۶۳) گویای بهبود نسبی نتایج این مدل در قیاس با مدل عمومی است. بنابراین نتایج مطالعه منصور و همکاران (۲۰۲۱) تأیید می‌شود که بیان می‌کند توانایی مدل‌های محلی، در بیان روابط بین این متغیرها، بیشتر از مدل‌های عمومی است. نتایج آزمون خودهمبستگی فضایی موران نشان داد، با وجود کاهش شدت الگوی خوشه‌ای باقی‌مانده‌ها در این مدل در قیاس با مدل OLS، همچنان این الگو در سطح اطمینان ۹۹٪ معنی‌دار است. تحلیل نقاط داغ در سطح اطمینان ۹۵٪ نشان داد بخش‌های غربی استان کردستان و بخش‌های شمالی و غربی استان خوزستان نقاط داغ (الگوی خوشه‌ای کم‌برآورد معنی‌دار) و بخش‌های شرقی استان همدان و بخش‌های شمالی استان بوشهر نقاط سرد (الگوی خوشه‌ای بیش‌برآورد معنی‌دار) هستند. بنابراین دست‌کم یک متغیر تأثیرگذار در بروز این بیماری در نظر گرفته نشده است. با توجه به اینکه متغیرهای احتمالی نادیده‌گرفته‌شده مانند عوامل فرهنگی، بهداشتی و ژنتیکی دردسترس نبوده‌اند و یا اندازه‌گیری آنها سخت بوده است، از بررسی آنها صرف‌نظر شد. باوجوداین، نتایج مطالعه حاضر اهمیت و میزان تأثیر عوامل جمعیت‌شناختی و عوامل محیطی در میزان ابتلا به بیماری کووید-۱۹ را روشن کرده است و می‌تواند برای ادامه مطالعاتی در این زمینه راه‌گشا باشد.

۶- منابع

- Ahmadi, M., Sharifi, A., Dorosti, S., Ghouschi, S.J. & Ghanbari, N., 2020, **Investigation of Effective Climatology Parameters on COVID-19 Outbreak in Iran**, Science of the Total Environment, No. 138705, 10.1016/j.scitotenv.2020.138705.
- Alijani, B., 2002, **Synoptic Climatology**, Samt Publications, Tehran, Iran.
- Arab-Mazar, Z., Sah, R., Rabaan, A.A., Dhama, K. & Rodriguez-Morales, A.J., 2020, **Mapping the incidence of the COVID-19 Hotspot in Iran-Implications for Travellers**, Travel Medicine and Infectious Disease, 34, 101630.
- Buheji, M., da Costa Cunha, K., Beka, G., Mavric, B., de Souza, Y., da Costa Silva, S.S. & Yein, T.C., 2020, **The Extent of Covid-19 Pandemic Socio-Economic Impact on Global Poverty. A Global Integrative Multidisciplinary Review**, American Journal of Economics, 10(4), PP. 213-224, 10.5923/j.economics.20201004.02.
- Chen, Y., Jiao, J., Bai, S. & Lindquist, J., 2020, **Modeling the Spatial Factors of COVID-19 in New York City**, Available at: <https://ssrn.com/abstract=3606719>. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3606719>.
- DiMaggio, C., Klein, M., Berry, C. & Frangos, S., 2020, **Blacks/African Americans are 5 Times More Likely to Develop COVID-19: Spatial Modeling of New York City ZIP Code-Level Testing Results**, medRxiv, doi: <https://doi.org/10.1101/2020.05.14.20101691>.
- Ehlert, A., 2021, **The Socio-Economic Determinants of COVID-19: A Spatial Analysis of German County Level Data**, Socio-Economic Planning Sciences, Available online: <https://doi.org/10.1016/j.seps.2021.101083>.
- Franch-Pardo, I., Napolitano, B.M., Rosete-Verges, F. & Billa, L., 2020, **Spatial Analysis and GIS in the Study of COVID-19. A Review**, Science of the Total Environment, 739, P. 140033, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140033>.
- Gupta, A., Banerjee, S. & Das, S., 2020, **Significance of Geographical Factors to the COVID-19 Outbreak in India**, Modeling Earth Systems and Environment, 6, PP. 2645-2653.
- Iyanda, A.E., Adeleke, R., Lu, Y., Osayomi, T., Adaralegbe, A., Lasode, M., Chima-Adaralegbe, N.J. & Osundina, A.M., 2020, **A Retrospective Cross-National Examination of COVID-19 Outbreak in 175 Countries: A Multiscale Geographically Weighted Regression Analysis (January 11-June 28, 2020)**, Journal of Infection and Public Health, 13, PP. 1438-1445.
- Kang, D., Choi, H., Kim, J.-H. & Choi, J., 2020, **Spatial Epidemic Dynamics of the COVID-19 Outbreak in China**, International Journal of Infectious Diseases, 94, PP. 96-102.
- Mansour, S., Al-Kindi, A., Al-Said, A., Al-Said, A. & Atkinson, P., 2021, **Sociodemographic Determinants of COVID-19 Incidence Rates in Oman: Geospatial Modelling Using Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR)**, Sustainable Cities and Society, 65, P. 102627, <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102627>.
- Meade, M.S., 2014, **Medical Geography**, The Wiley Blackwell Encyclopedia of Health, Illness, Behavior, and Society, PP. 1375-1381.
- Mollalo, A., Vahedi, B. & Rivera, K.M., 2020, **GIS-Based Spatial Modeling of COVID-19 Incidence Rate in the Continental United States**, Science of the Total Environment, No. 138884, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138884>.
- Montgomery, D., Peck, E. & Vining, G., 2012, **Introduction to Linear Regression Analysis**, New York: John Wiley & Sons.
- Qiu, Y., Chen, X. & Shi, W., 2020, **Impacts of Social and Economic Factors on the Transmission of Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) in China**, Journal of Population Economics, 33, PP. 1127-1172.
- Sirkeci, I. & Yucesahin, M.M., 2020, **Coronavirus and Migration: Analysis of Human Mobility and the Spread of COVID-19**, Migration Letters, 17(2), PP. 379-398, <https://doi.org/10.59670/ml.v17i2.935>.

- Sannigrahi, S., Pilla, F., Basu, B., Basu, A.S. & Molter, A., 2020, **Examining the Association between Socio-Demographic Composition and COVID-19 Fatalities in the European Region Using Spatial Regression Approach**, Sustainable Cities and Society, 62(102418), <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102418>.
- Tian, S., Hu, N., Lou, J., Chen, K., Kang, X., Xiang, Z. & Liu, D., 2020, **Characteristics of COVID-19 Infection in Beijing**, Journal of Infection, 80(4), PP. 401-406.
- World Health Organization. Shortage of Personal Protective Equipment Endangering Health Workers Worldwide**, 2020, (accessed 27 Mar 2020).
- Yarnal, B., 2006, **Synoptic Climatology in Environmental Analysis: A Primer**, Masoudian, A., Isfahan University, Isfahan.
- Zhou, C., Su, F., Pei, T., Zhang, A., Du, Y., Luo, B. & Zhu, Y., 2020, **COVID-19: Challenges to GIS with Big Data**, Geography and Sustainability, 1(1), PP. 77-87.

