



بررسی توزیع مکانی زمانی و عوامل موثر در شیوع بیماری کرونا (ویروس کووید-۱۹) در استان خراسان جنوبی

نگین ناصح^{۱*}، سیده معصومه رحیمی^۲، الهام یوسفی رویات^۳، سیدمحمد ریاحی^۴

^۱ استادیار مرکز تحقیقات عوامل اجتماعی موثر بر سلامت، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی بیرجند، بیرجند، ایران

^۲ کارشناس ارشد مهندسی بهداشت محیط، دانشگاه علوم پزشکی بیرجند، بیرجند، ایران

^۳ استادیار گروه محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

^۴ مرکز تحقیقات بیماری‌های قلب و عروق، گروه اپیدمیولوژی و آمار زیستی، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی

بیرجند، بیرجند، ایران

* ایمیل نویسنده مسئول: Negin.Nasseh2020@gmail.com

واژگان کلیدی: چکیده

کویید ۱۹، استان خراسان جنوبی، GWR، OLS، توزیع جغرافیایی

بیماری کروناویروس (COVID-19) ناشی از ویروس SARS-CoV-2 است، که به دلیل سرعت بالا شیوع، نگرانی جهانی را در زمینه سلامتی برانگیخته است. در طول مبارزه با اپیدمی این بیماری، GIS و اطلاعات جغرافیایی بیماران نقش مهمی در شناسایی انتقال مکانی این بیماری همه گیر برای کنترل، پیشگیری همچنین تصمیم بر چگونگی تخصیص مکانی منابع دارویی و غیره ایفا کرده اند. هدف از این پژوهش بررسی توزیع مکانی زمانی و عوامل موثر در شیوع بیماری کرونا (ویروس کووید-۱۹) در استان خراسان جنوبی با استفاده از سامانه اطلاعات جغرافیایی می باشد. این مطالعه توصیفی تحلیلی از نوع مقطعی بود که برای بررسی ارتباط ۱۲ متغیر توصیفی به عنوان متغیر شامل ارتفاع، میانگین بارندگی، میانگین دما، جمعیت، مساحت، نرخ باسوادی، میزان بیمه شده، نرخ بیکاری، تراکم جمعیت، تعداد ۶۵ سال و بیش تر، تعداد بیمارستان ها و تعداد خانه های بهداشت؛ با متغیر وابسته که نرخ ابتلا به کویید-۱۹ در مرز مطالعه می باشد، از رگرسیون های وزنی جغرافیایی و رگرسیون حداقل مربعات معمولی استفاده شد. به این منظور از آزمون خود همبستگی فضایی موران استفاده شد. نتایج پژوهش نشان داد پنج متغیر دارای ارتباط معنی دار با توزیع کویید ۱۹ در استان بود. سه متغیر تراکم جمعیت، افراد بالای ۶۵ سال و تعداد بیمارستان تاثیر گذاری بیشتری نسبت به سایر متغیر ها داشتند. با توجه به نتایج بدست آمده این سیستم در مدیریت کنترل اپیدمی کووید ۱۹ کاربرد داشته و میتوان در بیماری های همه گیر استفاده نمود.

تاریخ دریافت:

۱۴۰۱/۱۰/۱۰

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۱/۸/۱۴



مقدمه

در اواخر دسامبر سال ۲۰۱۹، گزارشات بسیاری از موارد پنومونی با علت ناشناخته در ووهان، چین زمینه نگرانی از وقوع اپیدمی در این منطقه را بوجود آورد که با افزایش موارد آن نگرانی از سرایت و گسترش آن و همچنین در سراسر کشورهای جهان افزایش یافت (وان درهوک، ۲۰۲۰^۱). این بیماری که در ابتدای بوجود آمدن با نام کرونا ویروس نوین-۲۰۱۹ نام گذاری شده بود در نهایت توسط کمیته بین المللی طبقه بندی ویروس ها به عنوان سندرم تنفسی حاد شدید (SARS-CoV-2) نامگذاری شد (زو، ۲۰۲۰^۲). کروناویروس ها جزء ویروس های پاکت دار، و دارای RNA تک رشته ای Positive-sense با منشا جانوری و متعلق به خانواده Coronaviridae و دسته Nidovirales است (زیجود، ۲۰۲۰^۳). طبق اعلام سازمان بهداشت جهانی، COVID-19 ابتدا در ووهان چین، در اواخر سال ۲۰۱۹ پیش از آنکه شیوع این بیماری در ژانویه سال ۲۰۲۰ اعلام شود کشف شد. در ۱۱ مارس ۲۰۲۰، سازمان جهانی بهداشت رسماً همه گیری COVID-19 را اعلام کرد. اندکی پس از آن، ایران و چند کشور اروپایی، مهمترین آنها ایتالیا، تعداد قابل توجهی در تعداد موارد و مرگ و میر را تجربه کردند (ملاو، ۲۰۲۰^۴). این بیماری عفونی روی افراد در ارتباط با بیمار یا در تماس مستقیم با آنها، تأثیر می گذارد (WHO, 2020). همچنین بار اقتصادی و مرگ و میر این بیماری در کشورهای در حال توسعه همچون ایران نسبت به کشورهای توسعه یافته بیشتر مشهود است. پیش بینی می شود که تولید ناخالص داخلی جهانی سالانه ۲۴٪ کاهش یابد، به این معنی که پیش بینی می شود هر ماه ۲٪ کاهش یابد. همچنین کاهش ۱۳ تا ۳۲ درصد تجارت جهانی تخمین زده میشود. محققان بهداشت در حال مطالعه دلایل این بیماری ها هستند تا راهی پیدا کنند که در مراحل اولیه آن را کشف کرده و شیوع آن را محدود کند. سازمان های بهداشت عمومی به روش های سنتی کنترل و نظارت بر گسترش بیماری های عفونی دسترسی دارند. شناسایی شیوع بیماری زود هنگام برای کنترل کارآمد بیماری عفونی بسیار مهم است. در حال حاضر، داده های مکانی جمع آوری می شوند، اما اغلب در نظارت روتین بیماری های عفونی به خوبی مورد استفاده قرار نمی گیرند. از آنجا که شیوع غالباً با درجه انتشار فضایی از موارد مشخص می شود، الگوریتم های نظارت مکانی فضایی در تعدادی از کشورها توسعه یافته اند. این الگوریتم های مکانی و مکانی با هدف تسهیل در تشخیص زود هنگام شیوع بیماری است خوشه بندی مکانی مانند موارد مرتبط با انتقال بیماری از فرد به فرد یا یک منبع عفونی موضعی را نشان می دهد (بیجانی، ۲۰۲۲^۵). هر دو داده شیوع تاریخی و شبیه سازی شده می توانند برای ارزیابی الگوریتم های نظارت بر بهداشت عمومی استفاده شوند. ارزیابی معمولاً با مقایسه شاخص شیوع-الگوریتم مشتق شده با معیارهای از پیش تعیین شده نشان می دهد محل خاصی از شیوع بیماری در زمان و مکان انجام می شود. در بخش زیر مزایا و محدودیت های استفاده از داده های تاریخی و شبیه سازی شده برای ارزیابی الگوریتم های تشخیص شیوع بیماری آورده شده است (سرور، ۲۰۲۰^۶). مطالعات اخیر در سراسر جهان نشان داده است که عوامل متعددی مانند آلودگی هوا، سیگار کشیدن و شرایط محیطی می تواند در شدت و میزان شیوع انتشار بیماری COVID-19 مؤثر باشد. برای مثال، مطالعه وو و همکاران، (۲۰۲۰) نشان داد که قرار گرفتن در معرض طولانی مدت آلودگی هوا به طور بالقوه می تواند پیامدهای سلامتی موارد COVID-19 را تشدید کند. یافته های آنها همچنین حاکی از آن است که افراد با شرایط از قبل موجود و در

¹ Van Der Hoek

² Xu

³ Zijoud, Dorostkar, & Farahani

⁴ Mollalo, Vahedi, & Rivera

⁵ Bijani, & Mozaffarpur

⁶ Sarwar, & Khan



معرض آلودگی هوا ممکن است از خطر مرگ و میر بیشتری رنج ببرند (وو، ۲۰۲۰).^۷ در چین وانگ و همکاران (۲۰۲۰) نشان داد که شرایط محیطی از جمله رطوبت و دما می تواند در انتقال COVID-19 در مقایسه با سایر ویروس های تنفسی تاثیر بگذارد، که حاکی از کاهش شیوع بیماری است. با توجه به اینکه افشار مردم در سراسر جهان با سطح تحصیلات مختلف در معرض خطر بوده و اطلاعات بیماری را پیگیری می کنند، لذا آرایه اطلاعات باید به دور پیچیدگی های معمول در آرایه اطلاعات علمی باشد تا بتواند مورد استفاده همگان قرار گیرد، از مهمترین ابزارها در آرایه اطلاعات بخصوص در مورد بیماری هایی که تهدید کننده سلامت جهانی می باشد، آرایه گزارشات تصویری در مورد پاندمی در جهان و همچنین کشورهای درگیر می باشد، سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS^۸) مهمترین ابزار در آرایه آمارها و اطلاعات بیماری در قالب آمار تصویری می باشد (جلیلی، ۲۰۲۰. کدج، ۲۰۲۱).^۹ سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) ابزاری اساسی برای بررسی توزیع مکانی بیماری های عفونی است، که می تواند در فرایند مبارزه با بیماری همه گیر و بهبود کیفیت مراقبت کمک کند، GIS به یک ابزار حیاتی در تجزیه و تحلیل و تجسم شیوع COVID-19 تبدیل شده است (ملالو، ۲۰۱۹).^{۱۰} در طول مبارزه با اپیدمی این بیماری، GIS و اطلاعات جغرافیایی بیماران نقش مهمی در شناسایی انتقال مکانی این بیماری همه گیر برای کنترل، پیشگیری همچنین تصمیم بر چگونگی تخصیص مکانی منابع دارویی و غیره ایفا کرده اند. در اینجا به ده مورد از فواید GIS می پردازیم: (۱) ساخت سریع یک سیستم اطلاعاتی بزرگ برای همه گیری. (۲) کسب اطلاعات و ادغام داده های بزرگ با محوریت حل مسئله سریع. (۳) نقشه برداری پویا چند مقیاس مناسب برای همه گیری (۴) مقایسه بین ردیابی مکانی و مسیر مکانی داده های بزرگ. (۵) پیش بینی مکانی از سرعت انتقال و مقیاس بیماری همه گیر. (۶) تقسیم بندی مکانی از خطر ابتلا به همه گیری و سطح پیشگیری. (۷) تعادل پویا مکانی در عرضه و تقاضا برای منابع پزشکی. (۸) ارزیابی تأمین مواد و ریسک حمل و نقل؛ (۹) تخمین سریع جریان و توزیع جمعیت. و (۱۰) نظارت بر گسترش فضایی احساسات اجتماعی و تشخیص میباید (رشیدی، ۲۰۱۲. زو، ۲۰۲۰).^{۱۱} در مطالعات مختلفی از تحلیل فضایی مکانی با استفاده از GIS برای کنترل بهتر بیماری کووید ۱۹ استفاده شده است از جمله Sharma و همکاران (۲۰۲۰) به مطالعه ای با عنوان انفجار نهفته COVID-19 در سطح جهان: تلاشی برای هشدار بهداشت و درمان از طریق روش GIS پزشکی پرداختند. یافته های این مطالعه رتبه بندی کشورها در مقیاس ۱ تا ۹ بر اساس تحلیل فضایی است. در این مطالعه بر نقش تکنیک های GIS به عنوان یک ابزار توانمند برای مبارزه با همه گیر جهانی متمرکز است و می تواند برای مسئولین مفید باشد تا اقدامات پیشگیرانه را به موقع اتخاذ کنند (شارما، ۲۰۲۰).^{۱۲}

با توجه به مطالعات انجام شده GIS در مدیریت سیستم پشتیبان به عنوان یک ابزار فعال که دارای بهره وری و هزینه اثر بخشی بسیار بالائی است، شناخته شده است. نخستین مرحله در تجزیه و تحلیل داده های جغرافیائی، به تصویر کشیدن آنها به ویژه در قالب نقشه های جغرافیائی است. آنالیز و قابل مشاهده کردن اطلاعات مکانی از طریق تولید نقشه ها می باشد، به عبارتی تعیین موضع و مکان بیماری ها، بررسی مکانی امکانات مراقبت ها و خدمات بهداشتی، تعیین حدود و مرزهای جغرافیائی جامعه از اجزای ضروری مطالعات اپیدمیولوژیکی و بهداشتی به شمار رفته که از طریق این سیستم قابل دستیابی شده اند (کدج، ۲۰۲۱).^{۱۳} کاربرد GIS راه حل کاملی برای درک توزیع بیماری ها و مشکلات موجود در زمینه بهداشت جامعه نمی باشد، اما

⁷ Wu, Nethery, Sabath, Braun, & Dominici,

⁸ Geographic Information System

⁹ Jalali et al.; Kodge

¹⁰ Mollalo, Mao, Rashidi, & Glass

¹¹ Safe, Rashidi & Zhou

¹² SHARMA & VERMA

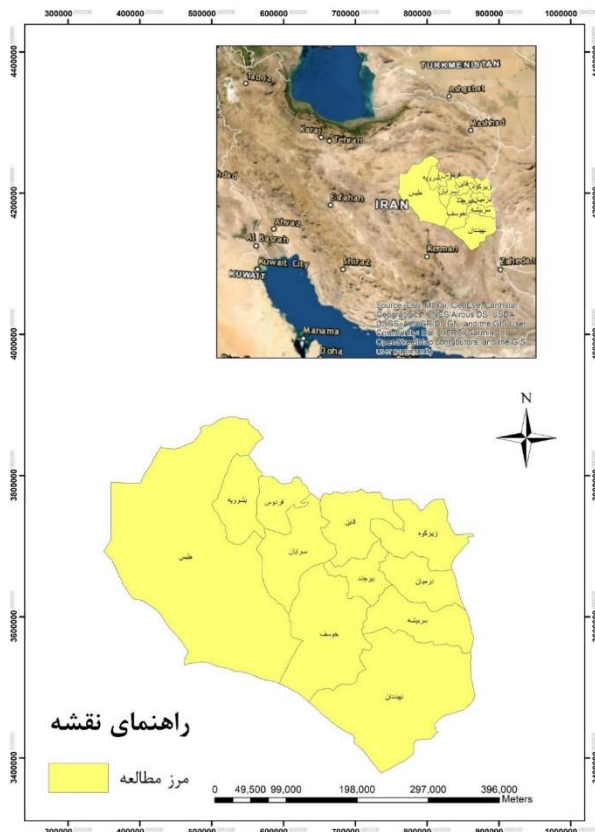
¹³ Kodge



می توان آن را روشی مهم برای فهم اینکه چگونه انسان با محیط خود تعامل نموده و سبب ارتقاء یا کاهش بهداشت محیط پیرامون خود می شود، دانست. ظرفیت مدل سازی مکانی در GIS به طور مستقیم در درک تفاوت توزیع مکانی بیماری ها و ارتباط آنها با فاکتورهای محیطی و سیستم مراقبت های بهداشتی کاربرد دارد، پراکندگی بیماری های واگیردار هر منطقه در وضعیت ریخت شناسی محیط و بهره برداری از منابع محیطی و زیست محیطی از اهمیت بسیاری برخوردار است. مکان یابی پراکنش بیماری ها براساس سیستم اطلاعات جغرافیائی زیربنای برنامه ریزی در زمینه مدیریت اطلاعات سلامت و یکی از مقولات اساسی در توسعه فناوری های نوین در نظام سلامت و زیست محیطی می باشد. لذا هدف از این مطالعه بررسی تراکم مکانی شیوع بیماری کرونا (ویروس کووید-۱۹) در استان خراسان جنوبی با استفاده از سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) می باشد.

مواد و روش ها

مطالعه حاضر پژوهشی توصیفی تحلیلی و مقطعی بود که داده های مربوط به کووید-۱۹ موارد از اسفند ۱۳۹۸ تا ۳۰ آذر ۱۳۹۹ از وزارت بهداشت، درمان و آموزش پزشکی ایران (واحد استان خراسان جنوبی) جمع آوری شد. جمهوری اسلامی ایران با مساحت گسترده ۱۶۴۸،۱۹۵ km^۲ در غرب آسیا واقع شده است. استان خراسان جنوبی یکی از استان های ایران است. این استان در شرق ایران واقع شده و مرکز آن، شهر بیرجند است. مساحت این استان ۱۵۱/۱۹۳ کیلومتر مربع است که از این نظر سومین استان ایران است. بر اساس سرشماری سال ۱۳۹۵، جمعیت آن برابر با ۸۹۸/۸۹۸ نفر می باشد و از این نظر ۲۸^{امین} استان کشور به شمار می رود. این استان از شمال با استان خراسان رضوی، از غرب با استان های یزد، اصفهان و سمنان، از شرق با کشور افغانستان و از جنوب با استان های سیستان و بلوچستان و کرمان هم مرز است. استان خراسان جنوبی، دارای ۱۱ شهرستان، ۲۵ بخش، ۶۱ دهستان و ۲۸ شهر است. میانگین بارندگی سالانه استان خراسان جنوبی، ۱۳۴ میلی متر و میانگین دمای سالانه، ۱۷/۵ درجه سلسیوس است. ۹۵ درصد وسعت این استان را عرصه های طبیعی در بر می گیرد که از این میزان، ۲۲/۷ درصد بیابانی، ۶۳/۳ درصد مراتع بیابانی، ۷/۲ درصد مراتع خوب و متوسط و ۶/۸ درصد جنگلی است. ۸۸۰'۳۳۴ هکتار از مساحت این استان، جزء کانون های بحرانی فرسایش بادی است. شکل (۱) موقعیت محدوده مورد مطالعه را نشان می دهد (نائینی، ۲۰۱۷).^{۱۴}



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

داده های مربوط به کووید-۱۹ موارد از اسفند ۱۳۹۸ تا ۳۰ آذر ۱۳۹۹ از وزارت بهداشت، درمان و آموزش پزشکی ایران (واحد استان خراسان جنوبی) جمع آوری شد. موارد با استفاده از کیت های ابزار تشخیصی که در بیمارستان تأیید شده است تشخیص داده میشود. در این پژوهش تعداد ۱۱ مورد از شهرستان های استان خراسان جنوبی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت.

از آزمون خود همبستگی فضایی موران برای شناسایی الگوی توزیع فضایی کووید ۱۹ در خراسان جنوبی و تعیین خوشه های پرخطر و کم خطر احتمالی کووید-۱۹ استفاده شد. همچنین در ادامه به ارتباط متغیر های توصیفی اجتماعی- محیطی در رابطه با کووید ۱۹ پرداخته شد، در این مطالعه ارتباط ۱۲ متغیر مستقل شامل: ارتفاع، میانگین بارندگی، میانگین دما، جمعیت، مساحت، نرخ باسوادی، میزان بیمه شده، نرخ بیکاری، تراکم جمعیت، تعداد ۶۵ سال و بیش تر، تعداد بیمارستان ها و تعداد خانه های بهداشت؛ با متغیر وابسته که نرخ ابتلا به کووید-۱۹ در محدوده مورد مطالعه می باشد، از رگرسیون های وزنی جغرافیایی و رگرسیون حداقل مربعات معمولی استفاده شد. نخست برای بررسی معنا دار بودن ارتباط بین متغیر های توصیفی و متغیر وابسته یا به عبارتی همبستگی فضایی بین آن ها از رگرسیون جهانی حداقل مربعات معمولی استفاده شد و بعد از شناسایی متغیر های توصیفی که ارتباط معناداری با متغیر وابسته داشتند. به بررسی محلی ارتباط این متغیر ها به تفکیک شهرستان های استان خراسان جنوبی پرداخته شد در ادامه به معرفی دو نوع رگرسیون اشاره شده در این مطالعه پرداخته شده است.



خودهمبستگی فضایی موران

خود همبستگی فضایی در مدلسازی فضایی نقش مهمی را ایفا می کند. می توان با استفاده از نتایج حاصل از این آزمون، الگوی توزیع سیل خیزی را با توجه به پلی گن های ایجاد شده تحلیل کرد. ارزش شاخص جهانی موران^{۱۵} در بازه ۱- تا ۱+ قرار می گیرد. در صورتی که شاخص موران بزرگتر از صفر باشد توزیع سیل خیزی به صورت خوشه ای و اگر این شاخص برابر صفر باشد توزیع به صورت پراکنده^{۱۶} و در غیر این صورت یعنی اگر این شاخص کوچکتر از صفر باشد الگوی توزیع به صورت تصادفی^{۱۷} خواهد بود (میشل، ۲۰۰۵)^{۱۸}.

همبستگی فضایی و تحلیل نقطه داغ برای ارزیابی الگوهای مکانی COVID-19، مانند ویژگی های توزیع فضایی، خوشه بندی فضایی و نقاط داغ فضایی در شهرستان های استان خراسان جنوبی مورد استفاده قرار گرفت. برای تجزیه و تحلیل بیماری از روش های تجزیه و تحلیل مکانی استفاده شد. "همبستگی فضایی" (Moran's I جهانی) همبستگی فضایی را براساس هر دو موقعیت مکانی و مقادیر ویژگی به طور همزمان اندازه گیری می کند. مقادیر جهانی شاخص Moran's I بین ۱.۰- تا ۱.۰+ قرار دارد. این شاخص ارزیابی می کند که آیا الگوی بیان شده خوشه ای (< ۰)، پراکنده (= ۰) یا تصادفی است (> ۰). "تجزیه و تحلیل داغ نقطه" (Getis-Ord Gi*) محاسبه می کند که هر ویژگی در مجموعه داده ها یک نمره Z است. برای نمرات Z مثبت مثبت و معنادار، هرچه امتیاز Z بزرگتر باشد، خوشه بندی مقادیر بالا شدیدتر است (نقطه داغ). برای نمرات Z منفی از نظر آماری، هرچه امتیاز Z کوچکتر باشد، خوشه بندی مقادیر کم (نقطه سرد) شدیدتر است.

حداقل مربعات معمولی (OLS)

OLS یک روش رگرسیون است که به بررسی روابط بین مجموعه متغیرهای توضیحی یا مستقل و متغیر وابسته می پردازد و فرم کلی آن طبق رابطه ی ۱ می باشد (وارد، ۲۰۱۸)^{۱۹}.

$$y_i = \beta_0 + x_i \beta + \epsilon_i \quad \text{رابطه (۱):}$$

در این معادله به ازای هر عارضه (i)، y_i میزان نرخ کوید ۱۹ به عنوان متغیر وابسته است. β_0 intercept در معادله رگرسیون است. x_i متغیرهای توضیحی انتخاب شده در مدل و β ضرایب رگرسیون این متغیرها است. و ϵ_i یک اصطلاح خطای تصادفی است و میزان باقی مانده ها را نمایش می دهد که به عبارتی تفاوت تعداد واقعی متغیر وابسته و تعداد پیش بینی شده ی متغیر وابسته است. هر چه این تفاوت مقدار بیشتر باشد میزان خطای تصادفی بیشتر خواهد شد. بنابراین مقدار بالای ϵ_i نشان دهنده ی ضعیف بودن مدل ایجاد شده است.

بنابراین برای ارزیابی رابطه بین COVID - 19 و عوامل خطر از روش معمولی حداقل مربعات (OLS) استفاده شد. این روش مجموع تفاوت های مربعی بین پاسخ مشاهده شده و موارد پیش بینی شده از روش توضیحی را به حداقل می رساند. رگرسیون OLS یک تکنیک قدرتمند برای مدل سازی داده های مداوم است، به ویژه هنگامی که همراه با کدگذاری متغیر و تبدیل داده استفاده می شود. COVID-19 متغیر وابسته ای بود که در مدل استفاده شد. اعتماد به مدل را می توان طبق شش قانون ارزیابی کرد:

¹⁵- Global Moran's I

¹⁶- Dispersed

¹⁷- Random

¹⁸ Mitchell

¹⁹ Ward and Gleditsch



۱. ضرایب دارای علائم مورد انتظار هستند. ۲- در بین متغیرهای توضیحی نادر بودن وجود دارد. ۳. ضرایب از نظر آماری معنی دار هستند. ۴. باقیمانده ها به طور معمول توزیع می شوند. ۵. مقدار R^2 - مربع کاملاً تنظیم شده وجود دارد. ۶. باقیمانده ها از نظر مکانی با هم ارتباط ندارند. هم خطی برای متغیرهای استفاده شده با توجه به شش قانون مدل OLS محاسبه شد. تفسیر مدل رگرسیون حداقل مربعات بر اساس چند همبستگی، احتمال قوی، R تنظیم شده و معیارهای اطلاعات Akaike (AIC) است. متغیرهای آماری معنی دار با احتمال قوی نشان داده شوند، که اهمیت آنها را در مدل نشان می دهد. برای بررسی مقادیر VIF و احتمال قوی، مدل OLS چندین بار اجرا شد تا اینکه تمام متغیرهای زاید از مدل حذف شوند. گام بعدی کشف مدل های رگرسیون وزنی جغرافیایی (GWR) است که ممکن است تفاوت در موارد COVID-19 را بر اساس عوامل محیطی و اجتماعی-جمعیتی بهتر توضیح دهد. از همبستگی مکانی (Global Moran's I) برای ارزیابی اینکه آیا عوامل محیطی و اجتماعی-جمعیتی یک الگوی فضایی تصادفی را نشان داده اند یا نه، و جایی که مدل های مناسب توزیع تصادفی باقی مانده دارند استفاده شد.

رگرسیون وزن جغرافیایی (GWR)

با این فرض که قدرت و جهت رابطه بین متغیر وابسته و پیش بینی کننده های آن ممکن است توسط عوامل زمینه ای اصلاح شود، از مدل GWR استفاده شد. نتایج با استفاده از ابزارهای ارتباط فضایی در جعبه ابزار آمار فضایی در جعبه ابزار ArcGIS Arc مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. متغیرهای توضیحی مورد استفاده در OLS در مدل سازی GWR برای دسترسی به تفاوت در بهبود مدل مورد استفاده قرار گرفتند که این می تواند ناشی از رویکرد مدل سازی یا عوامل محیطی و اجتماعی-جمعیتی باشد. مدل GWR برای تجزیه و تحلیل رابطه بین موارد COVID-19 با تغییرات محیطی و اجتماعی-جمعیتی شهرستان های استان خراسان جنوبی استفاده شد. GWR تغییرات مکانی را تشخیص می دهد و نشان می دهد که چگونه روابط در فضا تغییر می کند.

در مدل های رگرسیون عمومی مانند OLS، SEM و SLM، در روابط بین متغیرهای توضیحی و متغیر (های) وابسته فرض بر ثابت بودن مکان است، به عبارت دیگر در این مدل ها روابط بین متغیرها در مکان تغییری نمی کند. یعنی همه ی عارضه ها در مرز مطالعه دارای روابط رگرسیونی یکسان هستند؛ مثلاً یک ضریب مستقل برای همه ی عارضه ها با تغییر در مکان وجود دارد (شریعتی، ۲۰۲۰).^{۲۰}

برای بهبود یافتن فرضیه ثابت بودن روابط متغیرها در مکان، GWR را بعنوان یک مدل رگرسیون عمومی توسعه یافته و بر پایه ی رگرسیون هسته ای- وزن دار شده^{۲۱} معرفی کردند. این رگرسیون به جای برآورد مقادیر عمومی برای پارامترهای رگرسیون، اجازه می دهد تا مقادیر پارامترها مانند ضرایب متغیرهای مستقل و یا مقادیر پیش بینی شده برای هر عارضه در مکان به طور جداگانه بدست آیند، در واقع در این رگرسیون برای هر عارضه یک معادله رگرسیون وجود دارد.

²⁰ Shariati

²¹ kernel-weighted



یافته‌های تحقیق

شناسایی عوامل خطر محیطی و اجتماعی-جمعیتی COVID-19 در استان خراسان جنوبی

پس از بررسی پژوهش‌های مرتبط و جستجوی کتابخانه‌ای و با توجه به شرایط استان خراسان جنوبی و دسترسی به داده‌ها معیارهای زیر انتخاب و آمار مرتبط به آن به شرح جدول زیر (جدول ۱) جمع‌آوری شد:

جدول ۱- متغیرهای توضیحی مطالعه و آمار هر کدام از آن به تفکیک شهرهای استان خراسان جنوبی

شهرستان	ارتفاع	میانگین بارندگی	میانگین دما	جمعیت	مساحت	نرخ باسوادی	نرخ بیمه شده بیمه سلامت	میزان تراکم جمعیت نفر در کیلومتر مربع	تعداد ۶۵ سال و بیشتر	تعداد بیمارستانها	تعداد خانه‌های بهداشت
درمیان	1573/166	134	15.9	52847	5797	82.9	55561	9.27	3771	1	10
سربیشه	1547/72	127.9	13.6	38333	8199	78.6	39384	5	3300	1	6
بیرجند	1845/314	167.39	16.52	259998	4004	91.3	115179	65.27	14388	7	18
طبس	933/065	97.4	22.83	76352	55412	90.8	35353	1.31	4529	1	9
بشرویه	1052/262	131.6	19.28	27057	5993	87.1	19446	4.35	2146	1	4
قاین	1554/680	181.5	14.724	121603	7601	84.3	86132	15.25	9108	1	19
خوسف	1186/888	105.7	19.88	22644	16029	81.6	21697	1.72	2954	0	6
نهبندان	1221/754	85.3	20.069	49357	26094	79.4	46490	1.97	3082	1	10
زیرکوه	1130/221	170.8	18.8	40194	8226	81.1	38464	4.88	2837	1	8
سرایان	1269/083	136.1	18.6	33919	9342	86.1	29402	3.57	2947	1	6
فردوس	1273/044	134.7	17.660	47497	4103	89.3	26594	11.10	3873	2	6
کل		114.1	17.5	769801	150800	83.04	525921	5.10	52935	17	102

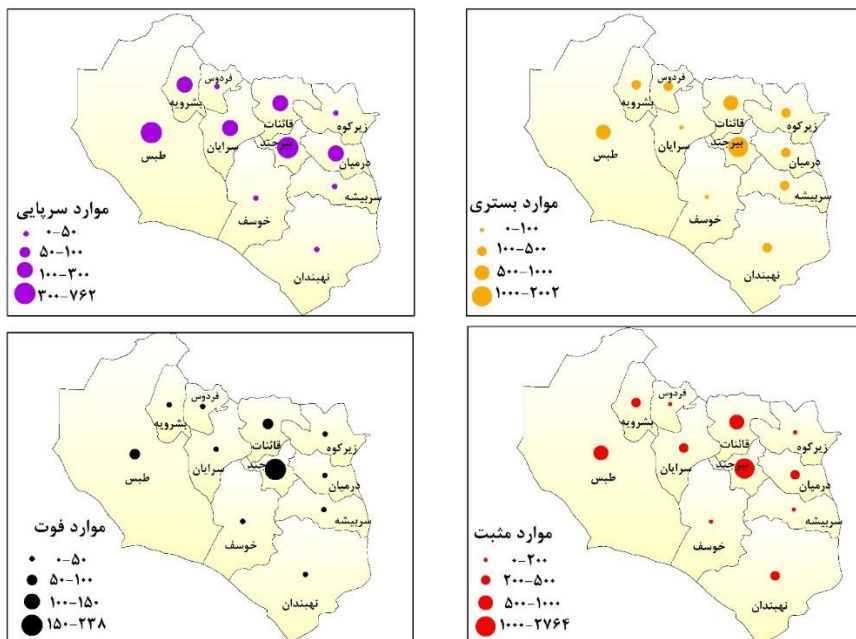
تحلیل فضایی مکانی کوید ۱۹ در استان خراسان جنوبی (اسفند ۱۳۹۸-آذر ۱۳۹۹)

همانطور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود مجموع موارد بستری و فوت در شهرستان خوسف، فردوس، سربیشه و سپس نهبندان نسبت به سایر شهرستان‌ها بیشتر است و حدود نیمی از کل موارد مثبت را در بر می‌گیرد، در این شهرستان‌ها موارد مثبت شناسایی شده سرپایی کمتر و بیماران شناخته شده داری شدت بیماری بالاتری بوده‌اند. در شهرستان‌های درمیان، سرایان و بشرویه نسبت موارد بستری کمتری را نسبت به سایر شهرستان‌ها دارا بودند.

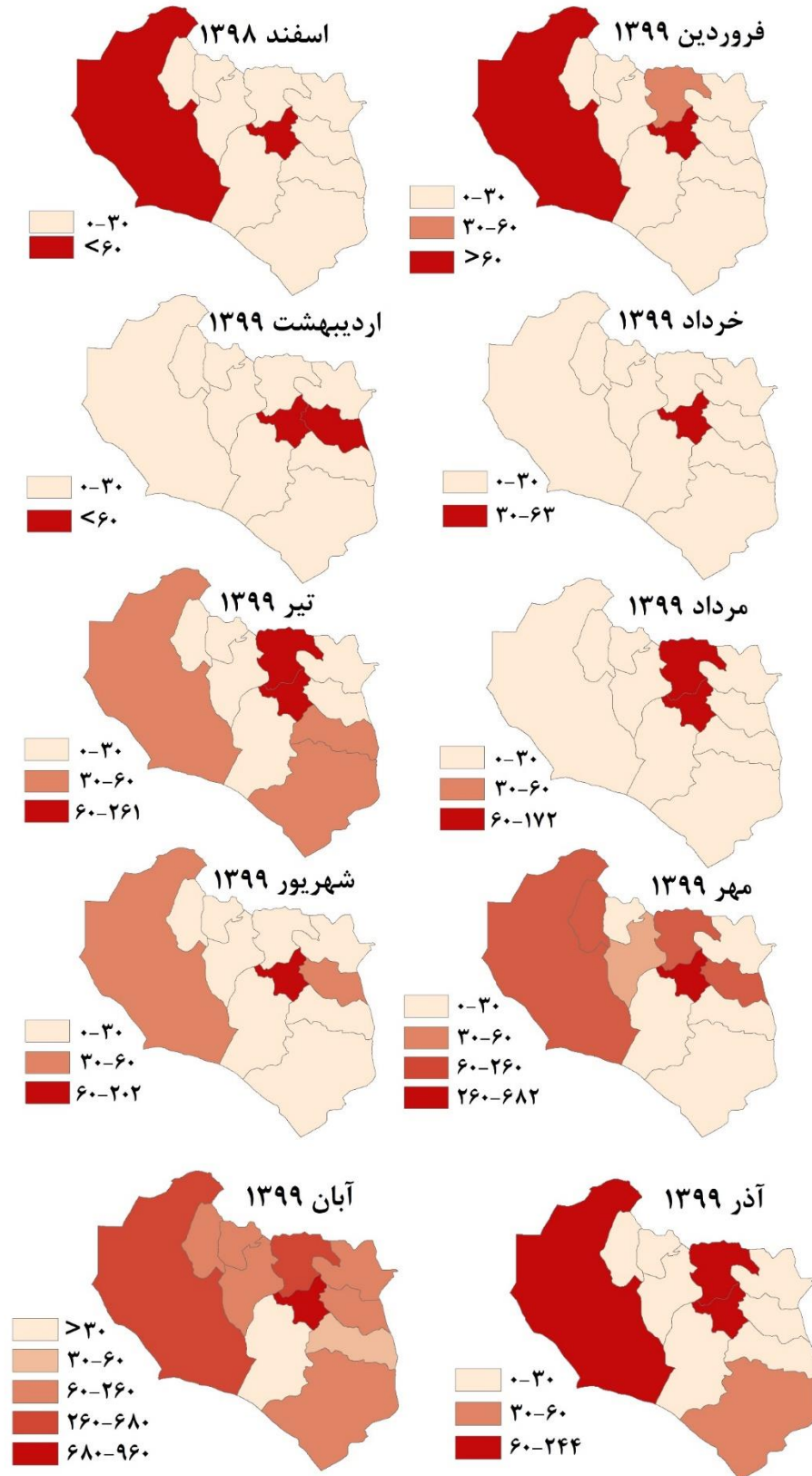


شکل ۲- توزیع موارد کوید ۱۹ (موارد مثبت، سرپایی، بستری و فوتی) به تفکیک شهرستان های استان خراسان جنوبی

همچنین از شکل (۳) میتوان متوجه شد، توزیع موارد کل مثبت کوید ۱۹ نشان از میزان بالای آن در شهرستان های بیرجند، طبس و سپس قاینات است. این ترتیب در نقشه های مربوط به موارد بستری و موارد فوتی نیز صدق میکند ولی در رابطه با موارد سرپایی به این سه شهرستان، شهرستان های سرایان در میان و بشرویه را می توان اضافه کرد. شهرستان های زیرکوه، سربیشه، خوسف و سپس نهندان و فردوس از لحاظ تمامی موارد (تعداد کل مثبت، سرپایی، بستری و فوتی) در شرایط بهتری به سر می برند.



شکل ۳- توزیع جغرافیایی بیماری کوید ۱۹ (موارد مثبت- سرپایی- بستری و فوتی) در خراسان جنوبی به تفکیک شهرستان



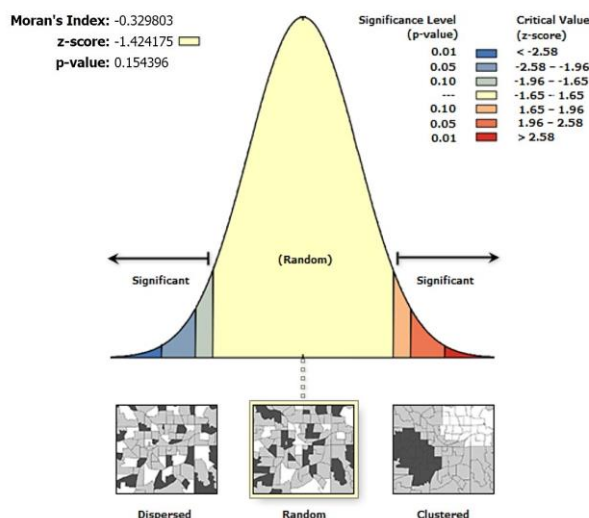
شکل ۴- توزیع فضایی- مکانی کووید ۱۹ در خراسان جنوبی (اسفند ۱۳۹۸-مهر ۱۳۹۹)

در شکل (۴) توزیع فضایی - مکانی بیماران مثبت شناخته شده در استان خراسان جنوبی به تفکیک ماه از اسفند ۱۳۹۸ تا مهر ۱۳۹۹ نشان داده شده است. مرکز استان شهرستان بیرجند در تمامی ماه ها دارای بالاترین میزان موارد کل گزارش شده را داشته است. سپس شهرستان های طبس و قاین تعداد ماه های بیشتری را نسبت به سایر شهرستان های استان در وضعیت بالاتری از تعداد موارد کل ثبت شده را دارا بودند. شهرستان خوسف در تمامی ماه ها در طول بازه مورد مطالعه دارای کمترین وضعیت تعداد بیمار ثبت شده یعنی طبقه (کمتر از ۳۰ بیمار) را در خود ثبت کرده است. همچنین با یک نگاه کلی به نقشه های فوق مشخص می شود کمترین موارد ثبت شده بیماری در ماه های اردیبهشت و خرداد بوده است و بالا ترین میزان ثبت بیماری در ماه های آبان و مهر بوده است.

الگوی توزیع فضایی کوید-۱۹ در خراسان جنوبی

پس از بررسی الگوی توزیع فضایی کوید-۱۹، با استفاده از خود همبستگی فضایی موران در منطقه مطالعه الگوی توزیع فضایی به صورت خوشه ای نبود (شکل ۵) به همین علت خوشه های پر خطر و کم خطر کوید-۱۹ در محدوده مورد مطالعه مورد بررسی قرار نگرفتند.

شناسایی عوامل موثر در کوید-۱۹ در مرحله اول با رگرسیون حداقل مربعات معمولی انجام پذیرفت. پس از اجرای این رگرسیون بروی متغیر های مطالعه به صورت انفرادی (هر معیار به صورت جداگانه)، ۵ متغیر تعداد ۶۵ سال و بیشتر، جمعیت، میزان بیمه شده، تعداد بیمارستان ها و تراکم؛ دارای ارتباط معناداری با متغیر کوید-۱۹ بودند و به عبارتی همبستگی بالاتری نسبت به سایر متغیر ها داشتند ($p\text{-value} \leq 0.03$). همچنین دارای ارتباط مستقیم با میزان ابتلا به نرخ کوید-۱۹ بودند. بیشترین شدت ارتباط مربوط به تعداد بیمارستان با ضریب $375/53$ و تراکم با ضریب $38/44$ تعداد ۶۵ سال و بیشتر با ضریب $0/19$ است (جدول ۲).



شکل ۵- نتایج آزمون خود همبستگی فضایی موران برای شناسایی خوشه ها پر خطر و کم خطر

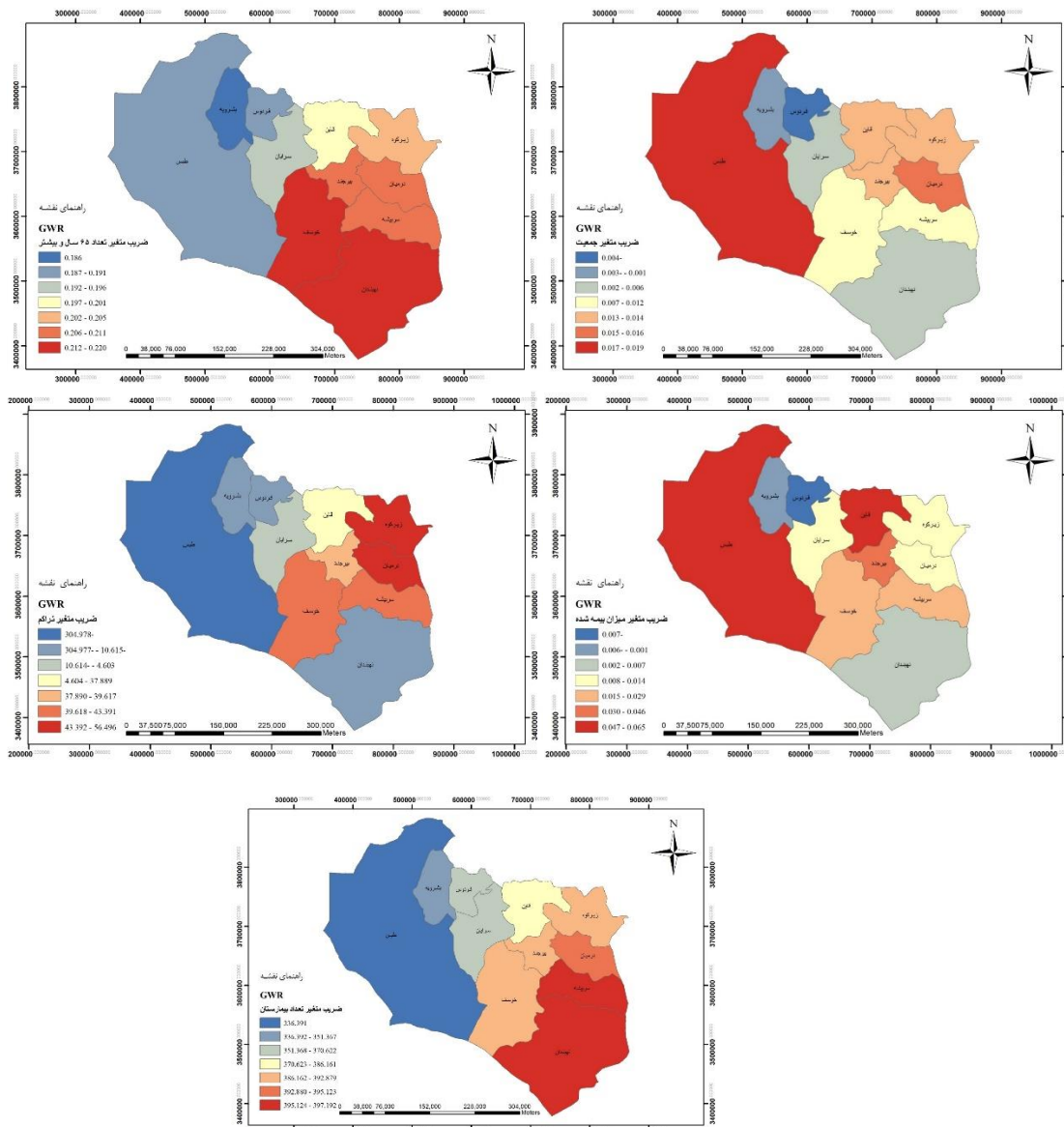
**جدول ۲- نتایج حاصل از رگرسیون حداقل مربعات معمولی**

Robust_Pr [b]	Robust_t	Robust_SE	Probability [b]	t-Statistic	StdError	Coefficient [a]	Variable
0.000018*	7.404800	0.026737	0.000034*	7.063819	0.028028	0.197983	تعداد ۶۵ سال و بیشتر
0.000000*	25.481917	0.000435	0.000000*	10.888377	0.001019	0.011095	جمعیت
0.004296*	3.793571	0.005897	0.001553*	4.480213	0.004993	0.022370	میزان بیمه شده
0.000000*	15.224459	24.666495	0.000286*	5.676298	66.158260	375.534031	تعداد بیمارستان
0.000000*	12.087305	3.180848	0.000169*	6.041581	6.363879	38.447886	تراکم

تعداد ۶۵ سال و بیشتر، جمعیت، میزان بیمه شده، تعداد بیمارستان و تراکم متغیر های معنادار در این مطالعه انتخاب شدند.

رگرسیون وزن جغرافیایی (GWR)

در مرحله بعد برای تحلیل محلی و جزئی تر این متغیر ها در ارتباط با کوئید-۱۹ از رگرسیون وزنی جغرافیایی استفاده شد. پس از شناسایی متغیر هایی که بالاترین همبستگی را با متغیر کوئید-۱۹ داشتند، با استفاده از رگرسیون وزنی جغرافیایی شدت ارتباط (ضریب متغیر مستقل) متغیر های منتخب با کوئید-۱۹ به صورت محلی و به تفکیک شهرستان های استان خراسان جنوبی بررسی شد (شکل ۶ الف تا ه). در شکل فوق متغیر تعداد ۶۵ سال و بیشتر ارتباط قوی تری را به صورت محلی نسبت به سایر متغیر ها نشان می دهد. یعنی این متغیر در تعداد شهرستان های بیشتر نسبت به سایر متغیر ها ارتباط بالا را نشان می دهد. که در این بین تعداد بیمارستان ها در رتبه دوم و تراکم در رتبه سوم قرار گرفته است. شهرستان های زیرکوه، درمیان، بیرجند، سرپیشه، خوسف و نهبندان در دو متغیر تعداد بیمارستان و تعداد ۶۵ سال و بیشتر دارای ارتباط تاثیرگذار تر و شدت ارتباط قوی تر با کوئید-۱۹ هستند. بنابراین در این مرحله با بررسی ضرایب متغیر ها به صورت محلی دو متغیر تعداد ۶۵ سال و بیشتر، تعداد بیمارستان ها و تراکم هم به صورت جهانی و هم محلی دارای ارتباط قوی تری با کوئید-۱۹ در این مرز مطالعه هستند. شهرستان طبس که بزرگترین شهرستان مرز مطالعه از نظر مساحت می باشد فقط در دو متغیر مستقل جمعیت و میزان بیمه شده دارای ارتباط تاثیر گذارتری است که این نشان از کم اهمیت بودن این شهرستان در مدل سازی روابط مکانی در این مطالعه است.



بحث و نتیجه گیری

دو آماره R2 و AICc در تمامی مدل های رگرسیون مکانی از جمله GWR اجرایی بودن مدل را نشان می دهد. و یا به عبارتی در این مدل دو آماره R2 و AIC دلالت بر اجرایی بودن مدل و تصادفی نبودن متغیرها دارند. مطابق جدول (۳) متغیرهایی که کمترین AIC و بیشترین R2 دارند نسبت به سایر متغیرها قابلیت اجرایی بیشتری در ارتباط با متغیر کوید-۱۹ دارند. با توجه به نتایج اخذ شده در مراحل قبل سه متغیر تراکم، افراد بالای ۶۵ سال و تعداد بیمارستان تاثیر گذاری بیشتری نسبت به سایر متغیرها داشتند. که از این بین متغیر تراکم بیشترین R2 و کمترین AIC را نسبت به سایر متغیرها داشت. به عبارتی نسبت به سایر متغیرها این مدل (متغیر وابسته= نرخ کوید-۱۹ و متغیر مستقل= تراکم جمعیت) اجرایی تر خواهد



بود. همچنین مدل ایجاد شده با متغیر افراد بالای ۶۵ سال نسبت به متغیر تعداد بیمارستان ها قابلیت اجرای بیشتری دارد ($R^2=0.88$, $AICc=169$) و متغیر مدل تصادفی نیست. بنابراین در این جا اهمیت متغیر تراکم جمعیت و متغیر افراد بالای ۶۵ سال بیشتر مشخص می شود. پژوهش های دیگر مانند Lakhani و همکاران (۲۰۲۰) به بررسی میزان آسیب پذیری مناطق مختلف کلانشهر ملبورن نسبت به COVID-19 بر اساس سن، معلولیت و دسترسی به خدمات بهداشتی پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد پراکندگی جغرافیایی مناطق با افراد آسیب پذیر به COVID-19 با دسترسی ضعیف به خدمات بهداشتی ارتباط مستقیمی دارد (لاخانی، ۲۰۲۰).^{۲۲} همچنین Mollalo و همکاران (۲۰۲۰) در مطالعه ای به بررسی مدل فضایی مبتنی بر GIS از میزان بروز COVID-19 در قاره ایالات متحده پرداختند. نتایج این پژوهش نشان داد که ترکیب خودکار همبستگی فضایی می تواند به طور قابل توجهی بهبود عملکرد مدل حداقل حداقل مربع جهانی را بهبود بخشد، این مدل ها همچنان یک عملکرد به صورت قابل توجهی ضعیف تر نسبت به مدل های محلی را نشان می دهند. علاوه بر این، MGWR توانست بالاترین تغییرات را ($R^2_{adj}: 68.1$) با کمترین AICC را توضیح دهد (ملالو، ۲۰۲۰).^{۲۳}

جدول ۳- خلاصه ای از نتایج حاصل از آماره های R2 و AIC در رگرسیون وزنی جغرافیایی

نام متغیر	R2	AICc
تراکم	0.99	84
افراد بالای ۶۵ سال	0.88	169
بیمه شدگان	0.97	119
جمعیت	0.98	100
تعداد بیمارستان	0.80	170

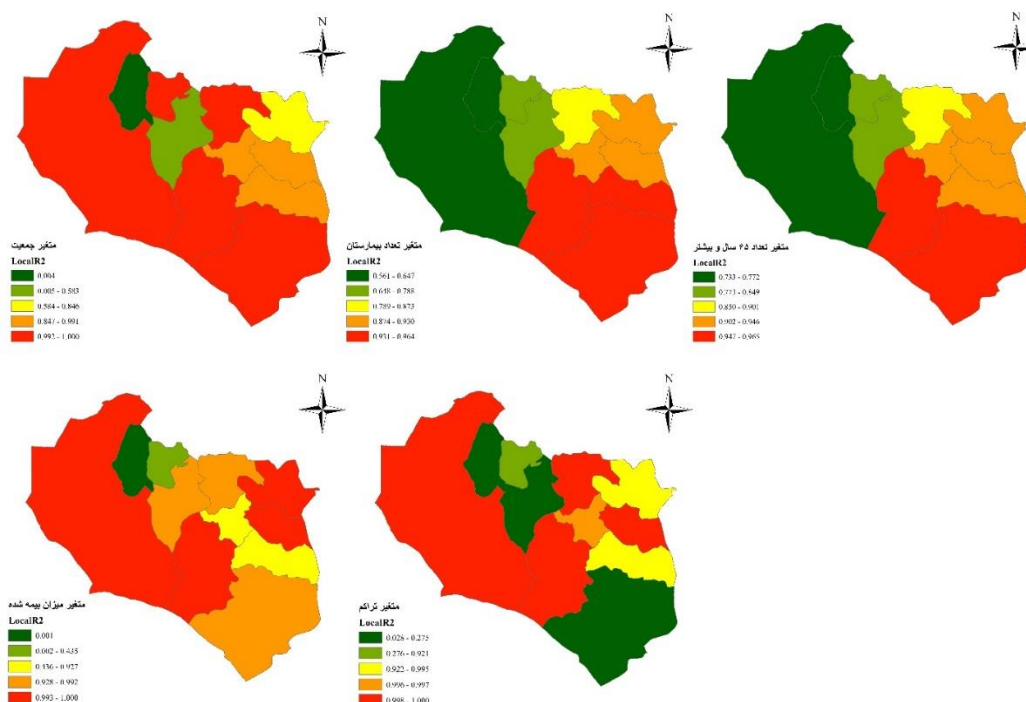
در شکل (۷) میزان R2 را به صورت محلی به تفکیک شهرستان های استان خراسان جنوبی نمایش می دهد. به طور کلی و یا محلی میزان R2 در متغیر جمعیت بیشترین مقدار را دارا است. که قوی بودن مدل را نشان می دهد اما این متغیر از نظر همبستگی و شدت ارتباط با کووید-۱۹ دارای میزان پایینی است و نمیتوان برای تاثیر گذار بودن این مدل تنها به آماره ی R2 و یا AIC اکتفا کرد. از آنجایی که متغیر تراکم جمعیت برگرفته از تعداد جمعیت بر مساحت هر شهرستان می باشد و شاید بهتر بود متغیر جمعیت و تراکم جمعیت به صورت تلفیقی و توامان در این مطالعه در نظر گرفته می شد. در مقایسه بین دو متغیر تاثیر گذار منتخب (تراکم جمعیت و افراد بالای ۶۵ سال) مدل تراکم جمعیت در شهرستان های طبرس، خوسف، قاین، در میان و بیرجند پیش بینی قوی تری نسبت به سایر شهرستان ها انجام می دهد. مدل افراد بالای ۶۵ سال نیز در شهرستان های نهبندان، خوسف، بیرجند، در میان، سرپیشه، زیر کوه R2 بیشتری داشته و طبیعتا پیش بینی قوی تری را نشان می دهد. در این مطالعه برای بررسی دقیق تاثیر گذار ترین متغیر محیطی بر روی نرخ ابتلا به کووید-۱۹ از دو رگرسیون محلی و جهانی توامان استفاده شد که این دو رگرسیون در کنار یکدیگر می توانند در مدلسازی روابط مکانی بسیار دقیق عمل کرده و پیش بینی صحیح را مبتنی بر متغیر های تاثیر گذار انجام داد. مطالعات شریعتی و همکاران (۲۰۲۰) به بررسی مطالعه ای با عنوان تجزیه و تحلیل فضایی Covid-19 و اکتشاف عوامل خطر زیست محیطی و اجتماعی-جمعیتی آن با استفاده از روش های آماری فضایی: مطالعه موردی ایران پرداختند. نتایج Autocorrelation فضایی (IM جهانی Morans) نشان داد که موارد

²² Lakhani

²³ Mollalo et al.



Covid-19 در منطقه مورد مطالعه در الگوهای خوشه ای قرار داشتند. استان هایی مانند سمنان، قم، اصفهان، مازندران، البرز و تهران در خوشه پرخطر و لکه داغ قرار گرفتند (شریعتی، ۲۰۲۰)^{۲۴}. همچنین در مطالعه Lakhani و همکاران (۲۰۲۰) به بررسی میزان آسیب پذیری مناطق مختلف کلانشهر ملبورن نسبت به COVID-19 بر اساس سن، معلولیت و دسترسی به خدمات بهداشتی پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد پراکندگی جغرافیایی مناطق با افراد آسیب پذیر به COVID-19 با دسترسی ضعیف به خدمات بهداشتی ارتباط مستقیمی دارد (لاخانی، ۲۰۲۰)^{۲۵}.



شکل ۷- توزیع مکانی نتایج حاصل از آماره R2 به صورت محلی

باتوجه به نتایج بدست آمده از این مطالعه سه متغیر تراکم جمعیت، افراد بالای ۶۵ سال و تعداد بیمارستان تاثیر گذاری بیشتری در شیوع بیماری نسبت به سایر متغیرها داشتند. این نشان میدهد که میتوان با سیستم اطلاعات جغرافیایی کمبودها در راستای مدیریت اپیدمی را مشخص کرد و برای آن راه حل پیشنهاد داد. همچنین اثر عوامل مختلف محیطی را در فواصل زمانی مختلف مورد بررسی قرار داد و نتایج در مدیریت پاندمی استفاده گردد.

تقدیر و تشکر

این مقاله مستخرج از طرح مصوب دانشگاه علوم پزشکی بیرجند با کد اخلاق IR.BUMS.REC.1399.042 می باشد. نویسندگان بر خود لازم می دانند مراتب سپاس خود را از معاونت تحقیقات و فناوری و همچنین معاونت بهداشتی آن دانشگاه اعلام نمایند.

²⁴ Shariati et al.

²⁵ Lakhani



منابع

- Farnoosh, G., Alishiri, G., Zijoud, S. H., Dorostkar, R., & Farahani, A. J. (2020). Understanding the severe acute respiratory syndrome coronavirus 2 (SARS-CoV-2) and coronavirus disease (COVID-19) based on available evidence-a narrative review. *Journal of military medicine*, 22(1), 1-11.
- Holakouie-Naieni, K., Mostafavi, E., Bolorani, A. D., Mohebal, M., & Pakzad, R. (2017). Reprint of "spatial modeling of cutaneous Leishmaniasis in Iran from 1983 to 2013". *Acta tropica*, 165, 90-95.
- Jalali, R., Vaisi-Raygani, A., Khaledi-Paveh, B., Salari, N., Mohammadi, M., & Sabbaghchi, M. (2020). Geographic information system (GIS): A reliable tool for monitoring COVID-19 in Iran and the world. *Journal Mil Med*, 22(2), 216-220.
- Kodge, B. (2021). A review on current status of COVID19 cases in Maharashtra state of India using GIS: a case study. *Spatial Information Research*, 29(2), 223-229.
- Lakhani, A. (2020). Which Melbourne metropolitan areas are vulnerable to COVID-19 based on age, disability, and access to health services? Using spatial analysis to identify service gaps and inform delivery. *Journal of Pain and Symptom Management*, 60(1), e41-e44.
- Mitchell, A. (2005). *The ESRI guide to GIS analysis: Vol. 2. Spatial measurement and statistics 2005 Redlands: CA ESRI Press.*
- Mollalo, A., Mao, L., Rashidi, P., & Glass, G. E. (2019). A GIS-based artificial neural network model for spatial distribution of tuberculosis across the continental United States. *International journal of environmental research and public health*, 16(1), 157.
- 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*, 728, 138884.
- Organization, W. H. (2020). Naming the coronavirus disease (COVID-19) and the virus that causes it. *Brazilian Journal of Implantology and Health Sciences*, 2(3).
- Safe, A., Rashidi, M., Rouzbahani, R., Dehdashti, N. S., & Poursafa, P. (2012). Application of GIS in Strategic Medical Research for Disease Prevention. *Journal of Isfahan Medical School*, 29(164).
- Sarwar, S., Waheed, R., Sarwar, S., & Khan, A. (2020). COVID-19 challenges to Pakistan: Is GIS analysis useful to draw solutions? *Science of the total environment*, 730, 139089.
- Shariati, M., Jahangiri-rad, M., Mahmud Muhammad, F., & Shariati, J. (2020). Spatial Analysis of COVID-19 and Exploration of Its Environmental and Socio-Demographic Risk Factors Using Spatial Statistical Methods: A Case Study of Iran. *Health in Emergencies and Disasters*, 5(3), 145-154.
- SHARMA, L., & VERMA, R. (2020). Latent blowout of COVID-19 globally: an effort to healthcare alertness via medical GIS approach. *MedRxiv*.
- Shirafkan, H., Bijani, A., & Mozaffarpur, S. (2022). The Role of GIS Mapping Program in Evaluating the Geographical Distribution of Patients with COVID-19 during the First Wave of the Epidemic in Babol. *Journal of Babol University of Medical Sciences*, 24(1), 254-264.
- Van Der Hoek, L., Pyrc, K., Jebbink, M. F., Vermeulen-Oost, W., Berkhout, R. J., Wolthers, K. C., . . . Berkhout, B. (2004). Identification of a new human coronavirus. *Nature medicine*, 10(4), 368-373.
- Wu, X., Nethery, R. C., Sabath, B. M., Braun, D., & Dominici, F. (2020). Exposure to air pollution and COVID-19 mortality in the United States. *MedRxiv*.
- Xu, Z., Shi, L., Wang, Y., Zhang, J., Huang, L., Zhang, C., . . . Zhu, L. (2020). Pathological findings of COVID-19 associated with acute respiratory distress syndrome. *The Lancet respiratory medicine*, 8(4), 420-422.
- 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), 77-87.