



عوامل موثر بر دمای سطح زمین در مناطق شهری: مطالعه موردی شهر کرج

حمداله جاویده*

کارشناس ارشد سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی

چکیده

پدیده جزیره گرمایی شهری (UHI) ناشی از شهرنشینی سریع به یک مشکل مهم اکولوژیکی و محیط‌زیستی جهانی تبدیل شده است که نمی‌توان آن را نادیده گرفت. در این مطالعه، اثر عوامل تاثیر گذار بر روی دمای سطح زمین در شهر کرج اندازه‌گیری شد و با استفاده از رگرسیون حداقل مربعات معمولی (OLS)، مدل‌های رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR) و رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی چند مقیاسی (MGWR)، ناهمگونی‌های فضایی عوامل تأثیرگذار و LST را بررسی کردیم. نتایج نشان داد که در مقایسه با مدل‌های OLS مرسوم، GWR با در نظر گرفتن ناهمگونی فضایی برازش مدل را بهبود بخشید، در حالی که MGWR از نظر خوبی برازش OLS و GWR با در نظر گرفتن اثرات پهنای باند مختلف بر LST بهتر عمل کرد. تراکم ساختمان، شاخص اختلاف نرمال شده سطح غیرقابل نفوذ (NDISI) و تراکم ترافیک به ترتیب ۰/۳۲۳، ۰/۲۴۶ و ۰/۲۶۰ بیشترین تاثیر بر LST بالا داشتند، در حالی که شاخص NDVI، MNDWI و تراکم جمعیت با دما همبستگی منفی داشتند. این یافته‌ها نیاز به در نظر گرفتن ناهمگونی فضایی در تجزیه و تحلیل عوامل تاثیر را نشان می‌دهد. این مطالعه می‌تواند برای ارائه راهنمایی در مورد استراتژی‌های برای کاهش دما در مناطق مختلف استفاده شود.

کلید واژه‌ها: دمای سطح زمین، حداقل مربعات معمولی، رگرسیون وزنی جغرافیایی، رگرسیون وزنی جغرافیایی چند مقیاسی، شهر کرج.

۱- مقدمه

دمای سطح زمین یک پارامتر کلیدی در فیزیک سطح زمین از طریق فرآیند تبادل انرژی و آب با جو است که نقش مهمی در طیف گسترده‌ای از مطالعات علمی مانند اکولوژی، هیدرولوژی و تغییرات جهانی ایفا می‌کند (Zhang & He, 2013). تغییرات پوشش زمین علت اصلی تغییر دمای سطح زمین است زیرا هر نوع پوشش زمین از نظر تابش و جذب انرژی دارای کیفیت‌های منحصر به فردی است (Ahmed et al., 2013). چگونگی تأثیر تغییرات پوشش زمین بر دمای سطح زمین توجه زیادی را به خود جلب کرده است. با این حال، آنها انرژی خورشیدی جذب شده را به شکل گرمای مادون قرمز حرارتی در شب بازتاب می‌دهند (Patz et al., 2005). تغییرات زمانی و مکانی دمای سطح زمین به طور کلی در بسیاری از مطالعات زیست محیطی مانند مطالعات انجام شده در مدیریت انرژی سطحی، چرخه آب‌های سطحی، مدیریت پوشش گیاهی و ارزیابی اقلیم محیطی و شهری مورد بررسی قرار گرفته است (Xu et al., 2016; Holzman et al., 2014; Zhou et al., 2013; Amiri et al., 2009). دمای سطح زمین در مقیاس‌های مختلف تحت تأثیر عوامل مختلفی از جمله شرایط توپوگرافی، سطوح انرژی، شرایط آب و هوایی، کاربری زمین، پوشش گیاهی و موقعیت جغرافیایی قرار می‌گیرد (Gluch et al., 2006; Peng et al., 2018). جزیره حرارتی شهری^۲ عمدتاً به لایه تاج پوشش شهری^۳، لایه مرزی شهری^۴ و جزیره حرارتی شهری سطحی^۵ تقسیم می‌شود (Voogt & Oke, 2003). دو جزء اول نیاز به تجهیزات پیچیده و توزیع نقاط نظارت دارند که منجر به مشکلاتی در دستیابی به دقت بالا می‌شود. با استفاده از فناوری سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، تحقیقات گسترده‌تری در مورد دما انجام شده است. در چنین مطالعاتی با ارزیابی دمای سطح زمین از داده‌های سنجش از راه دور، تغییرات دمای جزایر حرارتی سطح شهری را بررسی کردند. عوامل اصلی که به طور گسترده بر دمای سطح زمین مورد مطالعه قرار می‌گیرند عبارتند از: ویژگی‌های پوشش زمین: مناطق شهری در حال گسترش جایگزین مقادیر زیادی از زمین‌های کشاورزی، تالاب‌ها، بدنه‌های آبی و مناطق سبز با سطوح غیرقابل نفوذی می‌شوند که تحت تسلط ساختمان‌ها و بتن هستند. سطوح غیر قابل نفوذ ظرفیت نگهداری آب باران کمتری دارند، که به نوبه خود تبخیر و تعرق بالقوه آنها را کاهش می‌دهد و منجر به دما بالا می‌شود (Du et al., 2020; Jiang et al., 2015). ترکیب بیوفیزیکی: ترکیبات بیوفیزیکی مبتنی بر سنجش از دور سطوح شهری، از جمله شاخص اختلاف نرمال شده پوشش گیاهی^۶، شاخص اختلاف نرمال شده آب^۷، شاخص ساخت و ساز تفاضلی نرمال شده^۸ و شاخص اختلاف نرمال شده سطوح

¹ Land Surface Temperature

² Urban Heat Island (UHI)

³ Urban Canopy Layer (UCL)

⁴ Urban Boundary Layer (UBL)

⁵ Surface Urban Heat Island (SUHI)

⁶ Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

⁷ Normalized Difference Water Index (NDWI)

⁸ Normalized Difference Built-up Index (NDBI)



غیرقابل نفوذ؛ به طور گسترده ای برای تجزیه و تحلیل تاثیر دما بر مناطق شهری استفاده شده است. همه این شاخص ها به طور قابل توجهی با دمای زمین مرتبط هستند (Guo et al., 2015; Xiao et al., 2007).

مؤلفه های انسان زایی: تأثیرات اجتماعی مانند شاخص تراکم جمعیت از نظر فضایی با دما همبستگی دارد. تراکم جمعیت بالاتر، فعالیت های اجتماعی قوی تر و انتشار گرمای بالاتری به دنبال دارد که این شاخص در مطالعات مورد استفاده قرار گرفت (Du et al., 2016; Huang et al., 2016). ساختار فضایی شهری: فرم شهری از تراکم ها و ارتفاعات مختلف تشکیل شده است که در آن نواحی، مقیاس ها و هندسه ساختمان های شهری به طور قابل ملاحظه ای بر دامنه و شدت اثر دما تأثیر می گذارد (Oke., 1981). ساختمان ها کمتر احتمال دارد گرما را در جو آزاد کنند و ساختمان های بلندتر جریان باد را مختل می کنند و هوای گرم را در درون شهر حفظ می کنند و در نتیجه بر دمای شهری تأثیر می گذارند (Oke., 1988; Unger et al., 2009). نسبت مساحت ساختمان (Giridharan et al., 2004). ارتفاع ساختمان (Yu et al., 2021). تراکم ساختمان (Dutta et al., 2021) و دیگر ساختارهای فضایی ساختمان ها نیز شاخص های مهمی هستند که بر دما سطح زمین تأثیر می گذارند. روش های آماری زیادی برای کشف رابطه بین این عوامل تأثیرگذار و دما سطح زمین استفاده شده است، از جمله تحلیل همبستگی پیرسون و مدل های رگرسیون جهانی مانند حداقل مربعات معمولی^۲ (Deilami et al., 2018). که تمایل به نادیده گرفتن مشکل ناهمگونی فضایی و جغرافیایی دارد. مدل رگرسیون وزنی^۳ رابطه فضایی غیر ثابت را می توان با افزودن اطلاعات توزیع فضایی به پارامترهای رگرسیون حل کرد (Li et al., 2010). با این حال، با استفاده از پهنای باند آن برای همه متغیرهای وابسته محدود می شود. مدل رگرسیون دارای وزن جغرافیایی چند مقیاسی^۴ یک نسخه بهینه از مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی است و اجازه می دهد تا روابط بین متغیرهای مستقل و وابسته در مقیاس های فضایی مختلف تغییر کنند، در نتیجه اجازه می دهد از پهنای باند متفاوت (به جای پهنای باند ثابت) استفاده شود (Gao et al., 2021). با این حال، عوامل مؤثر بر دمای سطح زمین از نظر درجه تأثیر آنها بر دما به طور غیر خطی در فضا متفاوت است (Zhao et al., 2014; Chen et al., 2006). و مقیاس های فضایی در مناطق مختلف مطالعه بر نتایج تأثیر می گذارد. مطالعات کمی روی عوامل تأثیرگذار بر دمای سطح زمین انجام شده است؛ برای مثال لی^۵ و همکاران در سال ۲۰۱۰ به بررسی عوامل مکانی ساکن و مؤثر در دمای سطح زمین شهر شنژن چین

¹ Normalized Difference Impervious Surface Index (NDISI)

² Ordinary least squares (OLS)

³ Geographically Weighted Regression (GWR)

⁴ Multiscale geographic weighted regression (MGWR)

⁵ Li

پرداختند. در این تحقیق چند نوع کاربری اراضی شامل اراضی کشاورزی، مناطق ساخته شده، جنگل، باتلاق، زمین بایر و چمنزار و همچنین ارتفاع زمین و فاصله از راه‌ها به عنوان عوامل موثر مورد بررسی قرار گرفتند و نتایج را به صورت مختصر تشریح نمودند. در این تحقیق، تنها عامل کاربری بررسی شده است و همچنین برای تولید دمای سطح زمین از تصاویر لندست ۵ و ۷ استفاده شده است. تحقیق دیگری در شهر بالتیمو توسط ژوو^۱ و همکاران در سال ۲۰۱۱ انجام شده است که با استفاده تحلیل‌های همبستگی رگرسیون خطی چندگانه به بررسی پوشش اراضی در سطح زمین شهر بالتیمو ایالت متحده پرداخته‌اند که در نتایج این تحقیق به مثبت بودن ضرایب رگرسیون مربوط به درصد پوشش ساختمان‌ها و پیاده‌روها در دمای سطح زمین به معنی تاثیر مثبت دمای سطح زمین و منفی بودن ضرایب پوشش گیاهی و آبی تاثیر کاهنده در دمای سطح زمین اشاره شده است. یوان و بائر در سال ۲۰۰۷ رابطه بین دما و درصد سطح غیرقابل نفوذ را بررسی کردند و یک رابطه خطی قوی در تمام فصول یافتند (Yuan & Bauer, 2007). شیونگ^۲ و همکاران (۲۰۱۲) دریافتند که دمای بالای سطح زمین ارتباط نزدیکی با زمین‌های ساخته‌شده، مناطق پرجمعیت و مناطق به شدت صنعتی دارد. یانگ^۳ و همکاران (۲۰۲۲) تاثیر عوامل غالب را بر دمای سطح زمین بررسی کردند در این تحقیق از عوامل درصد تراکم ساختمان‌ها، درصد پیکره‌های آبی، پوشش گیاهی، ارتفاع ساختمان‌ها، سطوح غیر قابل نفوذ و ضریب دید آسمان^۴ استفاده کردند. نتیجه این تحقیق نشان داده است که تراکم ساختمان‌ها، سطوح غیر قابل نفوذ و ضریب دید آسمان تاثیر مثبت روی دما سطح و درصد بدنه آبی، پوشش گیاهی و ارتفاع ساختمان‌ها دارای تاثیر منفی می‌باشند (yang, et al., 2022). هدف از این تحقیق، تعیین عوامل موثر بر دمای سطح زمین مناطق شهری است که در این تحقیق، شهر کرج به عنوان منطقه مورد مطالعه انتخاب شده است. بنابراین، ما تأثیرات عوامل شهری کرج را بر اثر دمای شهر مورد مطالعه قرار دادیم. ما از مدل‌های حداقل مربعات معمولی، رگرسیون وزن دار جغرافیایی و رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاس برای تعیین عوامل مؤثر بر دمای سطح زمین و از مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه برای تجزیه و تحلیل تغییرات فضایی غیر ثابت هر عامل تأثیرگذار استفاده کردیم تا مهمترین عوامل تأثیر گذار مثبت و منفی بر دما شهری مشخص و بتوانیم با ارزیابی و مدیریت این عوامل، دما سطح شهری را کنترل کنیم.

۲- مواد و روش تحقیق

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

کرج به عنوان چهارمین شهر بزرگ ایران، مرکز استان البرز و یکی از کلان شهرهای ایران شناخته می‌شود. شهری است که در دامنه رشته کوه البرز در ارتفاع ۱۳۰۰ متری از سطح دریا واقع شده است (شکل ۱). کرج چهارمین شهر پرجمعیت ایران و بیست و دومین کلان شهر پرجمعیت خاورمیانه است. به طور کلی کرج نیز

¹ Zhou

² Xiong

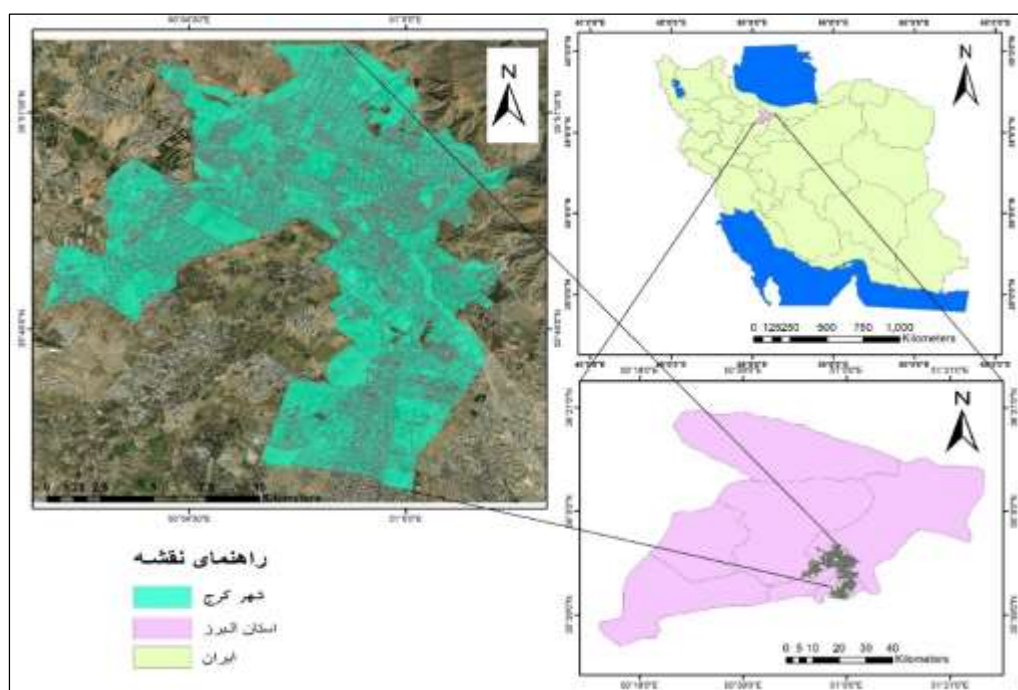
³ Yang

⁴ Sky Visibility Factor(SVF)



مانند سایر نقاط استان البرز متاثر از سیستم‌های اقلیمی شمالی، شمال غربی و غربی به ویژه جنوب غربی در فصول سرد سال بارندگی آن از آبان و آذر آغاز می‌شود و تا اواسط

اردیبهشت ادامه دارد. میانگین بارندگی سالانه کرج حدود ۲۵۱ میلی متر با ضریب تغییرات ۲۴/۱ درصد و حداقل ۸۹/۳ میلی متر و حداکثر ۳۷۴/۴ میلی متر است. همچنین زمستان با ۴۲/۳ درصد و تابستان با ۱،۵ درصد بیشترین و کمترین سهم را در بارندگی سالانه دارند، جمعیت کرج ۱۵۹۲۴۹۲ نفر است که این مقدار با توجه به ساکنان حومه شهر (کلانشهر کرج) ۱۹۷۳۴۷۰ است. حداقل و حداکثر مطلق دما به ترتیب ۲۰- و ۴۲ درجه سانتیگراد و میانگین سالانه آن ۱۴/۱ درجه سانتیگراد است. جولای با میانگین ۲۶ و ژانویه با ۱/۲ درجه سانتیگراد به ترتیب گرمترین و سردترین ماه‌های سال هستند (Nasiri et al., 2022).



شکل (۱): محدوده مورد مطالعه

Fig (1): Study are

۲-۲- داده های مورد استفاده

بخشی از داده های مورد نیاز این تحقیق با استفاده تصاویر ماهواره لندست ۹ در تاریخ ۱۴۰۱/۵/۶ (۲۰۲۲/۷/۲۸) برای به دست آوردن دمای سطح زمین (LST)، شاخص پوشش گیاهی (NDVI)، شاخص اصلاح شده آب^۱ و شاخص سطوح غیر قابل نفوذ (NDISI) از سایت <https://earthexplorer.usgs.gov> دانلود گردید و همچنین این تصاویر در اواسط تابستان و برای برجسته بودن خاصیت گرمایی تصاویر و نداشتن ابرناکی مورد استفاده قرار گرفتند. داده های دیگر از قبیل مدل رقومی ارتفاع^۲، شیب، جهت شیب، شبکه راه ها و جاده ها، تراکم جمعیت، تراکم ترافیک و تراکم ساخت و ساز مربوط به شهر کرج از با فرمت برداری در دسترس بوده است که در بخش هایی که نیاز بوده است این داده ها در نرم افزار جی ای اس به فرمت رستری تبدیل شدند.

۲-۳- روش اجرای پژوهش

۲-۳-۱- محاسبه دمای سطح زمین (LST)

تصاویر لندست با استفاده از نرم افزار ENVI 5.6 از نظر رادیومتری و اتمسفری تصحیح شدند. دمای سطح زمین به عنوان متغیر وابسته در این مطالعه استفاده شد و دما بر اساس یک رویکرد انتقال تابشی با استفاده از Landsat 9 برای انعکاس دمای سطح زمین است که از باند ۱۰ مادون قرمز حرارتی با استفاده از الگوریتم تک پنجره (Mono-Window) برای تفسیر LST طبق رابطه (۱) در این مطالعه استفاده کردیم:

$$\text{رابطه (۱)} \quad LST = \frac{TB}{1} + W * \left(\frac{TB}{P}\right) * \ln(e)$$

که در آن LST دمای سطح زمین، TB دمای روشنایی، W مقدار رادیانس و مقدار P ضریب ثابت پلانک است که برابر ۱۴۳۸۰ می باشد.

ما DN را با استفاده از رابطه (۲) به رادیانس تبدیل کردیم، که در آن L_λ رادیانس بالای اتمسفر در سنسور است.

$$\text{رابطه (۲)} \quad L_\lambda = M_L Q_{cal} + A_L$$

L_λ مقدار رادیانس بالای اتمسفر (TOA)، M_L ضریبی است که در تمام باندها ضرب شده و واحد آن $(\text{m}^2.\text{sr}.\text{um})$ است که به آن Gain نیز گفته میشود، و Q_{cal} مقدار درجات خاکستری (DN) و A_L یک Offset متفاوت برای باندها است که به عنوان مقادیر معلوم در اطلاعات تصاویر ماهواره های وجود دارد (Jang & Park, 2019).

¹ Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI)

² Digital Elevation Model (DEM)



T_B را می‌توان با استفاده از تابعی از رابطه پلانک (۳) به دست آورد:

$$T_B = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L\lambda}\right) + 1} \quad \text{رابطه (۳)}$$

که $L\lambda$ رادیانس در بالای اتمسفر و مقدار k_1 و k_2 برای لندست ۹ به ترتیب ۷۷۹/۰۲۸۴ و ۱۳۲۹/۲۴۰۵ می‌باشد.

ما گسیلمندی سطح زمین (LSE) را با استفاده از (۴) داده شده تخمین زدیم.

$$e = 0.004P_v + 0.986 \quad \text{رابطه (۴)}$$

که در رابطه بالا مقدار e گسیلمندی و P_v نسبت پوشش گیاهی که با استفاده از مقدار NDVI محاسبه می‌شود.

همچنین برای محاسبه مقدار P_v از رابطه (۵) استفاده کردیم.

$$P_V = \left(\frac{NDVI - NDVI_{MIN}}{NDVI_{MAX} - NDVI_{MIN}} \right)^2 \quad \text{رابطه (۵)}$$

۲-۳-۲- تعیین عوامل تاثیر گذار

شاخص اختلاف نرمال پوشش گیاهی شاخصی است که به طور گسترده برای مشخص کردن پوشش گیاهی استفاده می‌شود و بیشترین حساسیت را به تغییرات پوشش گیاهی و حساسیت کمتری نسبت به اثرات اقلیمی و نوع خاک دارد (Liang, et al. 2021). شاخص پوشش گیاهی با استفاده از رابطه (۶) محاسبه می‌شود:

$$NDVI = \frac{Nir - Red}{Nir + Red} \quad \text{رابطه (۶)}$$

برای به دست آوردن تراکم ساختمانها از رابطه (۷) استفاده گردید که از نسبت واحد مساحت به کل مساحت ساخته شده محاسبه شد.

$$\text{Built Up Densit} = \frac{\text{Built_Up area}}{\text{Total area}} \quad \text{رابطه (۷)}$$

NDISI را می‌توان با استفاده از رابطه (۸) محاسبه کرد (Xu, 2008):

$$\text{رابطه (۸)} \quad NDISI = \frac{TIR - (MNDWI + NIR + MIR_1) / 3}{TIR + (MNDWI + NIR + MIR_1) / 3}$$

که در آن NIR ، MIR_1 ، RED و TIR به ترتیب باندهای مادون قرمز نزدیک، مادون میانی ۱، قرمز و مادون قرمز حرارتی تصاویر Landsat9 هستند. برای به دست آوردن پهنه‌های آبی از شاخص اصلاح شده اختلاف نرمال شده بدنه‌های آبی (MNDWI) (Xu., 2006) استفاده شده و می‌تواند با استفاده از رابطه (۹) محاسبه شود:

$$\text{رابطه (۹)} \quad MNDWI = \frac{Green - Mir_1}{Green + Mir_1}$$

که در آن $Green$ باند سبز لندست ۹ می‌باشد.

به طور خلاصه، ما ۱۰ عامل تأثیرگذار را برای تجزیه و تحلیل LST در شهر کرج انتخاب کردیم و با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS 10.7 مطابق جدول (۱) پردازش شدند.

جدول (۱). توصیف متغیرهای انتخاب شده برای این مطالعه

Table (1): Description of variables selected for this study

متغیر	واحد	کمترین	بیشترین	میانگین	انحراف معیار
تراکم ساختمان‌ها	%	۰	۰/۳۴۸۶۱	۰/۰۱۱۰۴	۰/۰۲۸۲۲
تراکم جمعیت	Km ² جمعیت	۰	۷۸۴/۲۲	۸۳/۷۹	۹۶/۵۱
تراکم ترافیک	%	۰	۰/۶۱۸۶	۰/۰۵۲۶	۰/۰۷۵۸
تراکم جاده‌ها		۰	۰/۱۹۹۲	۰/۱۰۰۴	۰/۰۴۰۳
شاخص نرمال شده پوشش گیاهی		-۰/۲۲	۰/۵۸	۰/۱۰	۰/۰۷
شاخص نرمال شده پوشش آب		-۰/۴۴۲۴	۰/۲۹۴۳	۰/۱۴۳۰	۰/۰۳۸۷
شاخص اختلاف نرمال شده سطح غیر قابل نفوذ		۰/۰۴۰	۰/۵۹۲	۰/۴۳۵	۰/۰۸۰
ارتفاع	متر	۱۱۹۰	۱۷۰۵	۱۳۱۱/۷۷	۸۴/۵۲
شیب	درجه	۰	۴۰/۷۸	۳/۴۹	۳/۱۴
جهت شیب		-۱	۳۵۹/۱۶	۱۹۳/۵۱	۸۶/۹۵



۳-۳-۲- تحلیل خودهمبستگی فضایی (Moran's I)

خودهمبستگی فضایی به دو گروه موران جهانی^۱ و موران محلی^۲ تقسیم می‌شود، که در آن از آماره Moran's I برای تخمین ویژگی‌های فضایی دما در سراسر منطقه مورد مطالعه استفاده می‌شود و برای توصیف توزیع فضایی دما در منطقه مورد مطالعه مهم است. مقادیر Global Moran's I از ۱ تا -۱ است که مقادیر بیشتر از ۰ نشان دهنده خودهمبستگی فضایی مثبت، مقادیر کمتر از ۰ نشان دهنده خودهمبستگی فضایی منفی و ۰ نشان دهنده عدم وجود خودهمبستگی مکانی است (LST به طور تصادفی توزیع می‌شود). ما از نمودارهای پراکندگی موران برای تجسم خودهمبستگی های فضایی دما استفاده کردیم و از شاخص‌های محلی نمودارهای ارتباط فضایی^۳ برای تجسم نتایج استفاده شد. از خود همبستگی فضایی محلی، که به عنوان بالا-بالا (H-H)، پایین-پایین (L-L)، پایین-بالا (L-H)، یا بالا-پایین (H-L) طبقه‌بندی شدند. خوشه های H-H و L-L نشان دهنده خوشه های قابل توجهی هستند که به ترتیب توسط خوشه هایی با مقادیر بالا و پایین مشابه احاطه شده‌اند. تجزیه و تحلیل خودهمبستگی فضایی دما ها با استفاده از بسته نرم افزاری GeoDa1.20 انجام شد. رابطه خود همبستگی فضایی جهانی را می‌توان به صورت رابطه (۱۰) بیان کرد (Yang et al., 2022):

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} Z_i Z_j}{\sum_{i=1}^n Z_i^2} \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

جایی که n تعداد کل واحدهای فضایی است، Z_i ویژگی عنصر i با میانگین آن $(\bar{X})$ ، W_{ij} مقدار وزن فضایی بین i و j و طبق رابطه (۱۱) S_0 تجمع همه وزن‌های فضایی است:

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

نمره Z برای آمار به صورت زیر می‌باشد:

$$Z_x = \frac{I - E[I]}{\sqrt{V[I]}} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

¹ Global Moran's I

² Local Moran's I

³ Local Indicator of Spatial Association (LISA)

Where

$$E[I] = \frac{-1}{(n-1)} \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

$$V[I] = E[I^2] - E[I]^2 \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

۲-۳-۴- رگرسیون حداقل مربعات معمولی (OLS)

مدل حداقل مربعات معمولی یک مدل رگرسیون جهانی مرسوم است که برای شناسایی روابط بین دما و عوامل مؤثر بر آن از رابطه (۱۵) استفاده می‌شود (Li et al., 2010):

$$y = X\beta + \varepsilon \quad \text{رابطه (۱۵)}$$

که در آن X ماتریس متغیرهای توضیحی است، β نشان دهنده بردار شیب، و ε نشان دهنده بردار عبارات خطای تصادفی است. همه متغیرها قبل از تحلیل رگرسیون حداقل مربعات معمولی استاندارد شدند. سپس تمام عوامل تورم واریانس^۱ برای متغیرها محاسبه شد تا وجود خطوط همخطی را حذف کند. علاوه بر این، ما از مقادیر Global Moran's I برای آزمایش اینکه آیا مدل حداقل مربعات معمولی سنتی دارای همبستگی مکانی است یا خیر را نیز استفاده کردیم.

۲-۳-۵- رگرسیون وزنی جغرافیایی (GWR)

رگرسیون وزن دار جغرافیایی یک ابزار مدل‌سازی محلی مبتنی بر بهینه‌سازی مدل‌های رگرسیون جهانی است که با ارائه مجموعه‌ای از ضرایب برای هر واحد جغرافیایی برای تعیین تغییرپذیری فضایی مشاهدات، مدل جهانی را تکمیل می‌کند (Jiang et al., 2019).

برای تجزیه و تحلیل شاخص از بسته نرم افزاری $GWR4$ طبق رابطه (۱۶) استفاده شد:

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^n \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i \quad \text{رابطه (۱۶)}$$

جایی که (u_i, v_i) مختصات نقطه i را در فضا نشان می‌دهد، $\beta_k(u_i, v_i)$ ضریب رگرسیون هر متغیر در نقطه i است، $\beta_0(u_i, v_i)$ یک جمله ثابت و ε_i عبارت خطای تصادفی در نقطه i و n تعداد متغیرهای مستقل است. برای تخمین پارامترها، یک مشاهده با توجه به نزدیکی آن به یک نقطه خاص وزن می‌شود. وزن‌های بزرگتر به مشاهدات نزدیک به نقطه i اختصاص داده می‌شود. هنگام تصحیح مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی، وزن معمولاً توسط تابع گاوسی محاسبه می‌شود و ماتریس وزن برای هر مقدار مشاهده مکان k تعیین می‌شود. تابع گاوسی مطابق رابطه (۱۷) محاسبه می‌شود:

¹ Variance Inflation Factors(VIF)



$$w_{i,j} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right) \quad \text{رابطه (۱۷)}$$

که b به عنوان پهنای باند تابع هسته نامیده می‌شود و d_{ij} نشان دهنده فاصله اقلیدسی بین نقطه i و j است. با توجه به منحنی گاوسی، مقدار $w_{i,j}$ به تدریج با افزایش فاصله d_{ij} کاهش می‌یابد (Shi et al., 2006). اگر فاصله بیشتر از عرض تابع هسته باشد، مقدار وزن روی صفر تنظیم می‌شود.

۶-۳-۲- رگرسیون جغرافیایی وزن دار چند مقیاسی (MGWR)

مدل مرسوم رگرسیون وزن دار جغرافیایی بیشتر تحت تاثیر عوامل ناهمگنی فضایی است، زیرا فرض می‌کند که همه عوامل تأثیرگذار در مقیاس‌های مکانی ثابت هستند. با این حال، بسیاری از عوامل تأثیرگذار معمولاً درجات تأثیر متفاوتی در فضا دارند، بنابراین ما از یک مدل رگرسیون جغرافیایی وزن دار چند مقیاسی برای نشان دادن ویژگی‌های غیر ثابت داده‌های مکانی استفاده کرده‌ایم. این مدل به ما اجازه می‌دهد تا روابط بین عوامل تأثیرگذار مختلف را در مقیاس‌های مختلف مطالعه کنیم و از پهنای باند متفاوت (به جای پهنای باند ثابت) برای پرداختن به این موضوع استفاده کنیم که می‌تواند تأثیرات ضرایب متغیر مستقل در فضا را بهتر توضیح دهد (Gao et al., 2021). ما از نرم افزار MGWR2.2 برای محاسبه MGWR (Oshan et al., 2019) استفاده کردیم که به صورت رابطه (۱۸) بیان می‌شود:

$$y_i = \beta_o(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^n \beta_{bwk}(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i \quad \text{رابطه (۱۸)}$$

که در آن bwk در β_{bwk} پهنای باند مورد استفاده برای کالیبراسیون رابطه شرطی z ام است و بقیه پارامترها مانند رابطه (۱۶) هستند. در این تحقیق از ضریب تعیین^۱ معیار اطلاعات آکائیک^۲ تصحیح شده (AIC_C) و مجموع مربعات باقیمانده^۳ برای توصیف نقاط قوت و ضعف نتایج مدل استفاده شده است (Zhao et al., 2018; Guo et al., 2020). به طور کلی، اگر تفاوت مقادیر AIC_C بین دو مدل کمتر از ۳ باشد، تفاوت در تناسب بین دو مدل ناچیز در نظر گرفته می‌شود (Gao et al., 2021). در غیر این صورت، مدل با مقدار کوچکتر از دو AIC_C باید انتخاب شود (Burnham & Anderson, 2004). برای RSS، یک مقدار RSS کوچکتر نشان دهنده تناسب بهتر مدل با داده های تجربی است (Song, 2021).

¹ R-squared correlation(R^2)

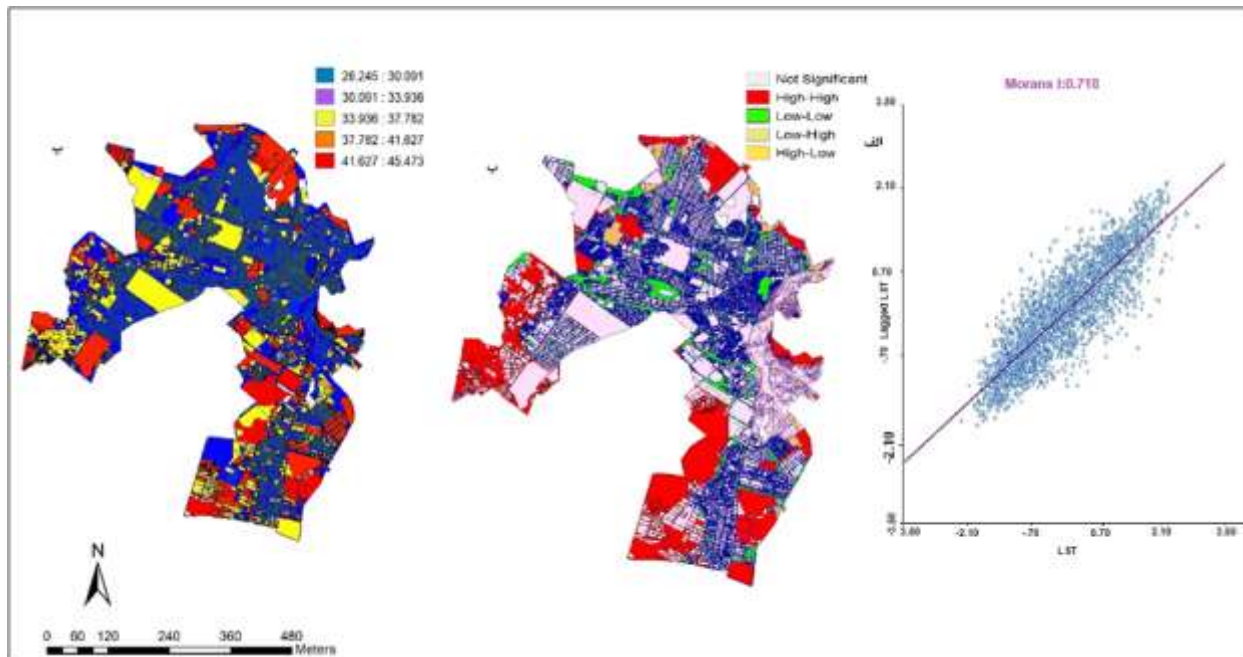
² Akaike Information Criterion(AIC)

³ Residual Sum of Squares(RSS)

۳- نتایج و بحث

۳-۱- الگوهای فضایی و زمانی دمای سطح زمین

رنج دما سطح زمین نشان دهنده تفاوت دما در منطقه اصلی شهری کرج است. حداکثر و حداقل دما در منطقه مورد مطالعه به ترتیب ۴۵/۴۷۳ و ۲۶/۲۴۵ درجه سانتی گراد (شکل ۲ الف) با انحراف معیار ۳/۳۱۰ درجه سانتی گراد بود. نقشه LISA نشان می‌دهد که خوشه‌های دمای بالا (H-H) عمدتاً در زمین‌های بایر و صنعتی در قسمت جنوبی و غربی منطقه قرار داشتند، با تعداد کمتری از خوشه‌های پراکنده در بخش‌های شمالی شهر (شکل ۲ ب). در مقابل، خوشه‌های L-L در اطراف پارک‌های جنگلی و باغات در مرکز و شمال شهر قرار داشتند. مقادیر دما بر اساس Global Moran's I به ۰/۷۱۸ رسید (شکل ۲ پ) و p-value در سطح ۰/۰۱ معنی‌دار بود، که نشان می‌دهد دما از نظر فضایی خوشه‌بندی شده است.



شکل (۲): (الف) موران جهانی LST، (ب) شاخص محلی وابستگی فضایی (LISA)، (پ) توزیع فضایی دمای سطح زمین (LST).

Fig (2): (a) Global Moran LST; (b) local indicators of spatial associations (LISA); (P) Spatial distribution of land surface temperature (LST).



۲-۳- عوامل موثر غالب

قبل از انجام رگرسیون مدل حداقل مربعات معمولی، همه شاخص‌ها تست VIF را با اندیکاتورهای زیر پنج گذراندند که نشان می‌دهد هیچ خطی بین شاخص‌ها وجود ندارد و هیچ افزونگی در متغیرها وجود ندارد. نتایج مدل رگرسیون حداقل مربعات معمولی نشان داد که تراکم ساختمانها، تراکم ترافیک، شاخص اختلاف نرمال شده سطح غیر قابل نفوذ، تراکم جاده‌ها و شیب با دما همبستگی مثبت و معنی‌داری داشتند و شاخصی که بیشترین سهم را در دما در بین شاخص‌های مثبت داشت، تراکم ساختمانها بود. در مقابل، شاخص نرمال شده پوشش گیاهی، شاخص اختلاف نرمال شده پوشش آب، تراکم جمعیت، ارتفاع و جهت شیب به ترتیب با دما همبستگی منفی داشتند و شاخص پوشش گیاهی بیشترین تأثیر منفی را داشت (جدول ۲).

جدول (۲): نتایج مدل رگرسیون OLS.

Table (2): OLS regression model results

متغیر	ضریب استاندارد شده	VIF
تراکم ساختمانها	۰/۳۲۳	۲/۵۱۹
تراکم جمعیت	-۰/۱۶۸	۱/۵۱۰
تراکم ترافیک	۰/۲۶۰	۳/۴۶۰
تراکم جاده‌ها	۰/۰۳۵	۲/۰۹۶
شاخص اختلاف نرمال شده پوشش گیاهی	-۰/۳۷۰	۲/۴۳۴
شاخص اختلاف نرمال شده پوشش آب	-۰/۲۰۸	۲/۰۳۵
شاخص اختلاف نرمال شده سطح غیر قابل نفوذ	۰/۲۴۶	۲/۷۲۹
ارتفاع	-۰/۰۴۰	۱/۶۷۷
شیب	۰/۰۸۵	۱/۳۳۹
جهت شیب	-۰/۰۱۹	۱/۳۳۹

Global Moran's I برای اعتبارسنجی توزیع باقی‌مانده فضایی مدل حداقل مربعات معمولی، با مقدار ۰/۴۵۹ استفاده شد (جدول ۲). این نشان می‌دهد که خوشه‌بندی فضایی قابل توجهی از عوامل تأثیرگذار منفرد رخ داده است، و اینکه

مدل مربعات معمولی تأثیر هر متغیر را به طور دقیق بر دمای سطح زمین منعکس نمی کند. بنابراین، تجزیه و تحلیل بیشتر با استفاده از رگرسیون وزن دار جغرافیایی مورد نیاز بود (Li et al., 2010؛ Gao et al., 2021).

۳-۳- مدل رگرسیون بهینه

جدول ۳ نتایج مدل های حداقل مربعات معمولی، رگرسیون وزن دار جغرافیایی و رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه را نشان می دهد. در مقایسه با مدل حداقل مربعات معمولی، R^2 مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی بهتر از مدل حداقل مربعات معمولی بود و بهبود قابل توجه بود، در حالی که AIC_c و RSS به طور قابل توجهی کاهش یافتند که نشان می دهد پارامترهای مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی بهتر از حداقل مربعات معمولی بود. R^2 مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه بیشتر از مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی بیشتر بود، در حالی که R^2 مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه بالاتر بود و مقادیر AIC_c و RSS کوچکتر بودند که نشان دهنده تناسب مدل بهتر است. مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه می تواند رابطه بین دمای سطح زمین و متغیرهای توضیحی و ویژگی های غیرایستایی فضایی محلی را با دقت بیشتری منعکس کند.

جدول (۳): معیارهای برازش مدل برای OLS، GWR و MGWR.

Table (3): Model fit criteria for OLS, GWR, and MGWR

شاخص مدل	OLS	GWR	MGWR
R^2	۰/۶۶۰	۰/۸۴۶	۰/۸۸۷
AIC_c	۱۳۴۴۸/۰۲	۳۵۷۸/۵۲۰	۳۳۵۱/۴۵۷
RSS	۱۵۴۸۲/۰۲	۳۵۷/۶۳۷	۳۳۹/۶۲۹

برخلاف مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی، مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه می تواند مقیاس های متفاوت تأثیر هر شاخص را بر دمای سطح زمین منعکس کند. پهنای باند در مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی ثابت بود (جدول ۴)، که تنها اثرات میانگین شاخص ها را منعکس می کند، در حالی که پهنای باند در مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه به طور قابل توجهی متفاوت بود. این نشان می دهد که تفاوت هایی در میزان غیرایستایی مکانی شاخص ها وجود دارد که به طور مستقیم مقیاس های متفاوت عمل متغیرها را منعکس می کند. پهنای باند کوچک نشان دهنده درجه بالایی از عدم ایستایی مکانی شاخص است، در حالی که پهنای باند بزرگ نشان دهنده درجه بالایی از ایستایی مکانی شاخص است. با توجه به نتایج مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه، شاخص هایی با مقادیر p ناچیز (p -value > 0.05) حذف شدند. از نتایج، تراکم ترافیک، ارتفاع و شیب دارای پهنای باند بزرگ و درجات ناپایداری فضایی کمتری بودند، در حالی که تراکم ساختمان ها، تراکم جمعیت، تراکم جاده ها، شاخص اختلاف نرمال شده سطح غیر قابل نفوذ،



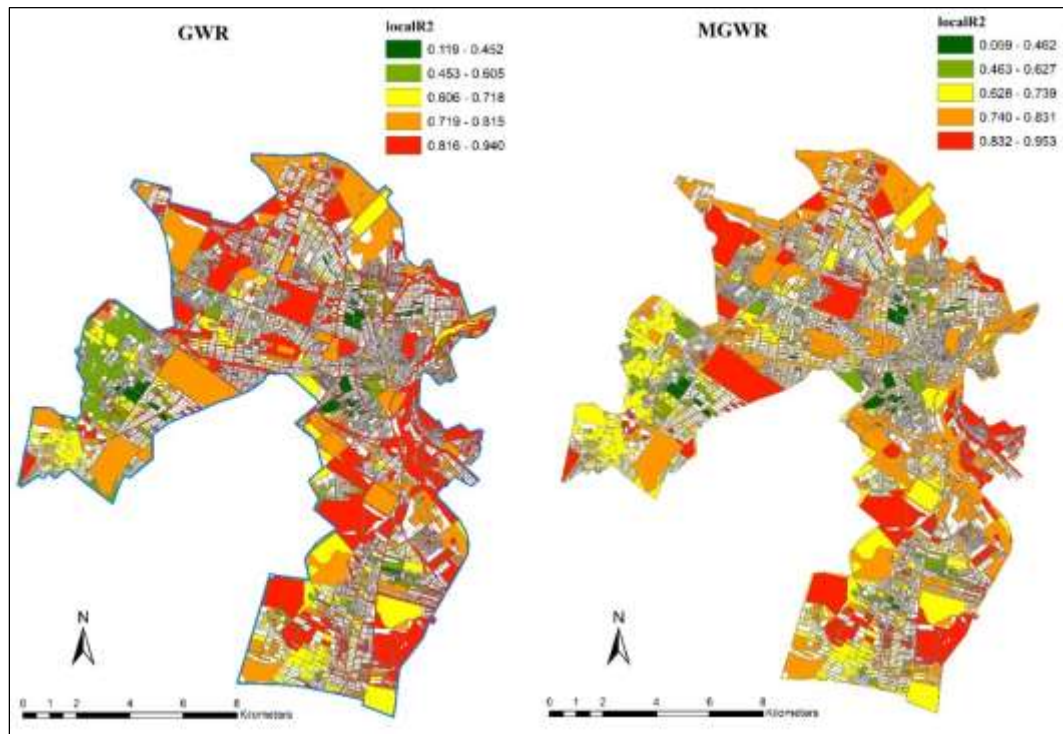
شاخص پوشش گیاهی نرمال شده، شاخص نرمال شده پوشش آب و جهت شیب دارای مقادیر پهنای باند پایین تری بودند که نشان می دهد که تأثیرات آنها بر دمای سطح زمین به طور گسترده در مناطق مختلف متفاوت بود و با غیر ایستایی فضایی مشخص شد.

جدول (۴): نتایج مدل GWR و MGWR.

Table (4): Results of GWR and MGWR models

پهنای باند (Bandwidth)		متغیر
MGWR	GWR	
۴۱۶	۱۷۴	تراکم ساختمان
۴۳	۱۷۴	تراکم جمعیت
۱۲۰۰	۱۷۴	تراکم ترافیک
۴۳	۱۷۴	تراکم جاده ها
۳۱۷	۱۷۴	شاخص نرمال شده پوشش گیاهی
۵۱	۱۷۴	شاخص نرمال شده پوشش آب
۴۳	۱۷۴	شاخص اختلاف نرمال شده سطح
		غیر قابل نفوذ
۱۸۵۰	۱۷۴	ارتفاع
۱۹۰۲	۱۷۴	شیب
۲۲۳	۱۷۴	جهت شیب

شکل ۳ مقادیر R^2 محلی مدل های رگرسیون وزن دار جغرافیایی و رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه را نشان می دهد. برخلاف مدل حداقل مربعات معمولی، الگوهای فضایی R^2 برای هر دو مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی و رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه واگرایی منطقه ای را نشان دادند، با قوی ترین شاخص قدرت توضیحی برای دمای سطح زمین در بخش های جنوبی و شرقی منطقه مورد مطالعه، مدل ها قدرت توضیح کمتری در بخش مرکزی شهر داشتند، اما مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه نسبت به مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی تناسب محلی بهتری داشت.



شکل (۳): مقادیر R^2 محلی برای مدل های GWR و MGWR.

Fig (3): Local R^2 values for GWR and MGWR models

۴- نتیجه گیری

توزیع دمای سطح زمین در شهر کرج جمع آوری شد، توزیع دما بالا عمدتاً در بخش های جنوبی، شمالی و شرقی (زمین های لخت و شرکت های صنعتی) و همچنین در منطقه مرکزی شهر توزیع شد. ساختمان های متراکم تر با خیابان های باریک تر مانع خروج انرژی می شوند و بر گردش هوا تأثیر می گذارند و مناطق وسیعی از ساختمان ها که گرمای زیادی را جذب می کنند، دما را افزایش می دهند. مناطق بایر با گسیل مندی بالا منجر به دما های بالاتری می شود و همچنین در مرکز شهر تحت تأثیر با تجمع زیاد مردم و ترافیک متراکم قرار دارد. با مقایسه مدل های حداقل مربعات معمولی، رگرسیون وزن دار جغرافیایی و رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه، نتایج نشان داد که نسبت به مدل حداقل مربعات معمولی، مدل های رگرسیون وزن دار جغرافیایی و رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه عملکرد بهتری داشتند، مقیاس های فضایی و ناهمگنی فضایی را در نظر گرفتند و می توانستند جزئیات محلی عوامل مؤثر بر تغییرات فضایی را بر دمای سطح زمین شناسایی کنند. علاوه بر این، مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه به دلیل استفاده از پهنای باند متغیر مزایای بیشتری داشت که می تواند مقیاس های متفاوت تأثیر هر شاخص بر دما را منعکس کند. میزان تأثیر تراکم



ساختمان‌ها با دما سطح زمین همبستگی مثبت داشت که با نتایج بسیاری از مطالعات قبلی نیز مطابقت دارد. اثر کلی شاخص پوشش گیاهی نرمال شده بر دما همبستگی منفی داشت، شاخص اختلاف نرمال شده سطوح غیر قابل نفوذ، تراکم ترافیک و تراکم جاده‌ها با دما همبستگی مثبت داشت و تراکم ترافیک و مناطق غیر قابل نفوذ تاثیر مثبت بیشتری نسبت به تراکم جاده‌ها داشتند. مقادیر بالاتر شاخص پوشش گیاهی نشان داد که منطقه دارای پوشش گیاهی بالایی است که بیانگر تبخیر و تعرق بالای پوشش گیاهی است. این به کاهش دما‌ها کمک می‌کند، در حالی که دما با افزایش سطح غیرقابل نفوذ افزایش می‌یابد. سطوح غیر قابل نفوذ نشان‌دهنده گسترش مناطق انسانی به جای مناظر طبیعی (مانند پوشش گیاهی و بدنه‌های آبی) است. بنابراین، این سطوح بیشترین میزان تأثیر را بر دما دارند. شهرنشینی منجر به مناظر پیچیده شهری می‌شود که در آن سطوح غیرقابل نفوذ با دما به عنوان عامل اصلی تأثیرگذار کمک می‌کند. همبستگی منفی کلی بین شاخص نرمال شده پوشش آب و دما نشان می‌دهد که افزایش سطح بدنه آبی در منطقه تأثیر مثبتی بر کاهش دما سطح زمین دارد. در میان شاخص‌های اجتماعی-اقتصادی، تراکم جمعیت، ناپایداری‌های فضایی را نشان می‌دهد. تراکم جمعیت به طور معنی داری با دما همبستگی منفی داشت. معیارهای توپوگرافیک غیر ایستایی فضایی را نشان دادند. شیب با دما به طور کلی همبستگی مثبت داشت، در حالی که ارتفاع و جهت شیب همبستگی منفی داشتند، اما دو شاخص اخیر به میزان کمتری دما را تحت تأثیر قرار دادند. این نشان می‌دهد که تأثیر عوامل توپوگرافیک بر تغییرات دما به دلیل تأثیر عوامل متعدد نسبتاً ضعیف بود. با این حال، تأثیر این عوامل بر دما نسبتاً کم بود. این مطالعه از مدل‌های حداقل مربعات معمولی، رگرسیون وزن دار جغرافیایی و رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه برای تعیین کمیت روابط فضایی بین دما و عوامل محرک آن در شهر کرج استفاده کرد. نتایج نشان داد که دمای سطح زمین در شهر کرج تجمع فضایی آشکارتری را نشان می‌دهد و توزیع دما بالا اعمداً در مناطق جنوبی و جنوب شرقی متمرکز است. رگرسیون وزن دار جغرافیایی برازش مدل بهتری نسبت به حداقل مربعات معمولی با توجه به ناهمگنی فضایی داشت، در حالی که رگرسیون وزن دار جغرافیایی چند مقیاسه مقیاس پهنای باند مختلف را بین فاکتورهای استفاده شده و دما در نظر می‌گیرد و اثر برازش آن بهتر از رگرسیون وزن دار جغرافیایی بود. این یافته‌ها نشان داد که هنگام انجام تحلیل فضایی، لازم است مکانیسم‌های تأثیر هر یک از عوامل تأثیرگذار بر دما در مناطق مختلف در نظر گرفته شود و مدیریت هم افزایی تحت عوامل تأثیرگذار متفاوت در نظر گرفته شود که می‌تواند اقدامات یکپارچه بهتری برای کاهش تأثیر جزایر حرارتی شهری انجام داد.

- Ahmed, B., Kamruzzaman, M., Zhu, X., Rahman, M.S. and Choi, K. (2013). Simulating land cover changes and their impacts on land surface temperature in Dhaka, Remote Sensing, 5: 5969–5998.
- Amiri, R., Weng, Q., Alimohammadi, A. and Alavipanah, S.K. (2009). Spatial–Temporal Dynamics of Land Surface Temperature in Relation to Fractional Vegetation Cover and Land Use/Cover in the Tabriz Urban Area, Iran, Remote Sensing of Environment, 113 (12): 2606–2617.
- Burnham, K. & Anderson, D. (2004). Multimodel inference: Understanding AIC and BIC in Model Selection, Sociological Methods & Research, 33: 261–304.
- Chen, X.-L., Zhao, H.-M., Li, P.-X. & Yin, Z.-Y. (2006). Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes. Remote Sensing of Environment, 104: 133–146.
- Deilami, K., Kamruzzaman, M. & Liu, Y. (2018). Urban heat island effect: A systematic review of spatio-temporal factors, data, methods, and mitigation measures, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 67: 30–42.
- Du, H., Wang, D., Wang, Y., Zhao, X., Qin, F., Jiang, H. & Cai, Y. (2016) Influences of land cover types, meteorological conditions, anthropogenic heat and urban area on surface urban heat island in the Yangtze River Delta Urban Agglomeration. Science of the Total Environment, 571: 461–470.
- Du, J., Xiang, X., Zhao, B. & Zhou, H. (2020) Impact of urban expansion on land surface temperature in Fuzhou, China using Landsat
- Dutta, D., Rahman, A., Paul, S. & Kundu, A. (2021) Impervious surface growth and its inter-relationship with vegetation cover and land surface temperature in peri-urban areas of Delhi, Urban Climate, 37, 100799.
- Fotheringham, A.S., Brunson, C. & Charlton, M. (2002). Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships, John Wiley & Sons, New York, 269.
- Gao, Y., Zhao, J. & Han, L. (2021). Exploring the spatial heterogeneity of urban heat island effect and its relationship to block morphology with the geographically weighted regression model, Sustainable Cities and Society, 76, 103431.
- Giridharan, R., Ganesan, S. & Lau, S. (2004). Daytime urban heat island effect in high-rise and high-density residential developments in Hong Kong, Energy and Buildings, 36: 525–534.
- Gluch, R., Quattrochi, D.A. & Luvall, J.C. (2006). A multi-scale approach to urban thermal analysis, Remote Sensing of Environment, 104: 123–132.
- Guo, A., Yang, J., Sun, W., Xiao, X., Cecilia, J.X., Jin, C. & Li, X. (2020). Impact of urban morphology and landscape characteristics on spatiotemporal heterogeneity of land surface temperature, Sustainable Cities and Society, 63, 102443.
- Guo, G., Wu, Z., Xiao, R., Chen, Y., Liu, X. & Zhang, X. (2015). Impacts of urban biophysical composition on land surface temperature in urban heat island clusters, Landscape and Urban Planning, 135: 1–10.
- Holzman, M.E., Rivas, R., Piccolo, M.C. (2014). Estimating Soil Moisture and the Relationship with Crop Yield Using Surface Temperature and Vegetation Index, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 28: 181–192.
- Huang, G., Zhou, W. & Cadenasso, M. (2011). Is everyone hot in the city? Spatial pattern of land surface temperatures, land cover and
- Huang, X., Schneider, A. & Friedl, M.A. (2016). Mapping sub-pixel urban expansion in China using MODIS and DMSP/OLS nighttime lights, Remote Sensing of Environment, 175: 92–108.



- Imagery, Sustainable Cities and Society, 61, 102346.
- Jang, j-c., & Park, k. (2019). High-Resolution Sea Surface Temperature Retrieval from Landsat 8 OLI/TIRS Data at Coastal Regions, Remote Sensing, 11(22),2687.
- Jiang, Y., Fu, P. & Weng, Q. (2015). Assessing the Impacts of Urbanization-Associated Land Use/Cover Change on Land Surface Temperature and Surface Moisture: A Case Study in the Midwestern United States, Remote Sensing, 7: 4880–4898.
- Jiang, W., Wang, Y., Dou, M., Liu, S. & Liu, H.(2019). Solving Competitive Location Problems with Social Media Data Based on Cus-tomers' Local Sensitivities, International Journal of Geo-Information, 8(5), 202.
- Li, H., Li, Y., Wang, T., Wang, Z., Gao, M. & Shen, H. (2021). Quantifying 3D building form effects on urban land surface temperature and modeling seasonal correlation patterns, Building and Environment, 204, 108132.
- Li, J., Song, C., Cao, L., Zhu, F., Meng, X. & Wu, J. (2011). Impacts of landscape structure on surface urban heat islands: A case study of Shanghai, China, Remote Sensing of Environment, 115: 3249–3263.
- Li, J., Wang, F., Fu, Y., Guo, B. & Yu, H. (2020). A Novel SUHI Referenced Estimation Method in Multi-centers Urban Agglomeration with DMSP/OLS Nighttime Light Data. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 13: 1416–1425.
- Li, S., Zhao, Z., Miaomiao, X. & Wang, Y. (2010). Investigating spatial non-stationary and scale-dependent relationships between urban surface temperature and environmental factors using geographically weighted regression, Environmental Modelling & Software, 25: 1789–1800.
- Li, S., Zhao, Z., Miaomiao, X. & Wang, Y. (2010). Investigating spatial non-stationary and scale-dependent relationships between urban surface temperature and environmental factors using geographically weighted regression, Environmental Modelling & Software, 25: 1789- 1800.
- Liang, Z., Huang, J., Wang, Y., Wei, F., Wu, S., Jiang, H., Zhang, X. & Li, S. (2021). The mediating effect of air pollution in the impacts of urban form on nighttime urban heat island intensity, Sustainable Cities and Society, 74, 102985.
- Masoudi, M., Tan, P.Y. & Fadaei, M. (2020). The effects of land use on spatial pattern of urban green spaces and their cooling ability, Urban Climate, 35, 100743.
- Nasiri, A., Zandi, R. & Khosravian, M. (2022). Evaluating Urban Heat Islands Using the Urban Viability Index (Case Study: Karaj Metropolis), Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 50: 833-847.
- Neighborhood socioeconomic characteristics in Baltimore, MD, Journal of Environmental Management, 92: 1753–1759.
- Oke, T.R.(1981). Canyon geometry and the nocturnal urban heat island: Comparison of scale model and field observations, Journal of Climatology, 1: 237–254.
- Oke, T.R. (1988). Street design and urban canopy layer climate, Energy and Buildings, 11: 103–113.
- Oshan, T.M., Li, Z., Kang, W., Wolf, L.J. & Fotheringham, A.S. (2019). mgwr: A Python Implementation of Multiscale Geographically Weighted Regression for Investigating Process Spatial Heterogeneity and Scale, ISPRS International Journal of Geo-Information, 8(6), 269.

- Patz, J.A., Lendrum, D.C., Holloway, T. & Foley, J.A. (2005). Impact of regional climate change on human health, *Nature*, 438: 310–317.
- Peng, J., Ma, J., Liu, Q., Liu, Y., Hu, Y.N., Li, Y. & Yue, Y. (2018). Spatialtemporal change of land surface temperature across 285 cities in China: an urban-rural contrast perspective. *Science of The Total Environment*, 635: 487–497.
- Regression analysis. *Sustain, Sustainable Cities and Society*, 74, 103159.
- Shi, H., Laurent, E.J., Lebouton, J., Racevskis, L., Hall, K.R., Donovan, M., Doepker, R.V., Walters, M.B., Lupi, F. & Liu, J. (2006). Local spatial modeling of white-tailed deer distribution, *Ecological Modelling*, 190: 171–189.
- Song, J., Yu, H. & Lu, Y. (2021). Spatial-scale dependent risk factors of heat-related mortality: A multiscale geographically weighted
- Unger, J. (2009). Connection between urban heat island and sky view factor approximated by a software tool on a 3D urban database, *International Journal of Environment and Pollution*, 36: 59-80.
- Voogt, J.A. & Oke, T.R. (2003). Thermal remote sensing of urban climates, *Remote Sensing of Environment*, 86: 370–384.
- Xiao, R.-B., Ouyang, Z.-Y., Zheng, H., Li, W.-F., Schienke, E.W. & Wang, X.-K. (2007). Spatial pattern of impervious surfaces and their impacts on land surface temperature in Beijing, China, *Journal of Environmental Sciences*, 19: 250–256.
- Xiong, Y., Huang, S., Chen, F., Ye, H., Wang, C. & Zhu, C. (2012). The impacts of rapid urbanization on the thermal environment: a remote sensing study of Guangzhou, South China, *Remote Sensing*, 4:2033–2056.
- Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery, *International Journal of Remote Sensing*, 27: 3025–3033.
- Xu, H. (2008). A New Remote Sensing Index for Fastly Extracting Impervious Surface Information, *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 33: 1150–1153.
- Xu, T., Bateni, S.M., Margulis, S.A., Song, L., Liu, S. & Ziwei, X. (2016). Partitioning Evapotranspiration into Soil Evaporation and Canopy Transpiration via a Two-Source Variational Data Assimilation System, *Journal of Hydrometeorology*, 17 (9): 2353–2370.
- Yang, L., Yu, K., Ai, J., Liu, Y., Yang, W. & Liu, J. (2022). Dominant Factors and Spatial Heterogeneity of Land Surface Temperatures in Urban Areas: A Case Study in Fuzhou, China. *Remote Sensing*, 14, 1266.
- Yin, C., Yuan, M., Lu, Y., Huang, Y. & Liu, Y. (2018). Effects of urban form on the urban heat island effect based on spatial regression model, *Science of the Total Environment*, 634: 696–704.
- Yu, X., Liu, Y., Zhang, Z. & Xiao, R. (2021). Influences of buildings on urban heat island based on 3D landscape metrics: An investigation of China's 30 megacities at micro grid-cell scale and macro city scale, *Landscape Ecology*, 36: 2743–2762.
- Yuan, F. & Bauer, M.E. (2007). Comparison of impervious surface area and normalized difference vegetation index as indicators of surface urban heat island effects in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 106: 375–386.
- Zhang, X., Estoque, R.C. & Murayama, Y. (2017). An urban heat island study in Nanchang City, China based on land surface temperature and social-ecological variables, *Sustainable Cities and Society*, 32: 557–568.
- Zhang, Z. & He, G. (2013). Generation of Landsat surface temperature product for China, 2000–2010, *International Journal of Remote Sensing*, 34: 7369–7375.



Zhao, C., Jennifer, J., Weng, Q. & Russell, W. A. (2018). Geographically Weighted Regression Analysis of the Underlying Factors Related to the Surface Urban Heat Island Phenomenon, *Remote Sensing*, 10, 1428.

Zhao, X., Zhao, Y. & Kuang, D. (2014). Seasonal dynamics of the relationship between landscape pattern and land surface temperature in a coastal city. In *Proceedings of the 2014 Third International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications*, Changsha, China, 11–14 June 2014: 418–422.

Zhou, J., Chen, Y., Zhang, X. & Zhan, W. (2013). Modelling the Diurnal Variations of Urban Heat Islands with Multi-Source Satellite Data, *International Journal of Remote Sensing*, 34 (21): 7568–7588.

Zhou, W., Huang, G. & L, M. (2011). Cadenasso, does spatial configuration matter? Understanding the effects of land cover pattern on land surface temperature in urban landscapes, *Landscape and Urban Planning*, 102: 54-63.

Factors affecting ground surface temperature in urban areas: a case study of Karaj city

Abstract:

The urban heat island (UHI) phenomenon caused by rapid urbanization has become an important global ecological and environmental problem that cannot be ignored. In this study, the effect of influencing factors on ground surface temperature in Karaj city was measured and by using ordinary least square (OLS) regression, geographic weighted regression (GWR) and multiscale geographic weighted regression (MGWR) models, spatial heterogeneities of the factors were measured. We checked the influencer and LST. The results indicated that, compared with traditional OLS models, GWR improved the model fit by considering spatial heterogeneity, whereas MGWR outperformed OLS and GWR in terms of goodness of fit by considering the effects of different bandwidths on LST. The results showed that compared to the traditional OLS models, GWR improved the fit of the model by considering spatial heterogeneity, while MGWR outperformed OLS and GWR by considering the effects of different bandwidths on LST. Building density Normalized Difference Impervious Surface Index (NDISI) and traffic density had the greatest effect on high LST by 0.323, 0.246 and 0.260 respectively, while NDVI index, MNDWI and population density were negatively correlated with temperature. These findings show the need to consider spatial heterogeneity in the analysis of impact factors. This study can be used to provide guidance on strategies to reduce temperature in different regions.

Keywords: land surface temperature, ordinary least squares, geographic weighted regression, multiscale geographic weighted regression, Karaj city.