

## ارزیابی روند تغییرات دمای سطح زمین و تجزیه و تحلیل همبستگی مکانی با عناصر ساختاری سرزمین در حوزه آبخیز رشت، استان گیلان

نیوشا دیوسالار<sup>۱\*</sup>، سید محمود هاشمی<sup>۲</sup> و سجاد کربلای صالح<sup>۳</sup>

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۱/۱۷؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۰/۱۱)

### چکیده

داده‌های سنجش از دور نقش مهمی در برنامه‌ریزی و پایش محیط زیست دارند. هدف از این پژوهش، بررسی دمای سطح زمین (Land Surface Temperature, LST) و تاثیر عوامل محیطی بر میزان دمای سطح زمین و شناسایی الگوهای زمانی - مکانی و تعیین لکه‌های داغ در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۹ با استفاده از تصاویر لندست ۸ است. در این تحقیق تاثیر شاخص‌های طیفی (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)، (Build up Index, NDBI) و (Normalized Difference Water Index, NDWI) بر LST مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که کمترین میانگین دمایی در سال ۲۰۱۹ و حداکثر آن مربوط به سال ۲۰۱۷ است. نتایج حاصل از خروجی‌های همبستگی شاخص موران نیز نشان داد که بزرگترین الگوی خوشه‌ای دمای حداکثر با مقدار ۰/۸۵ در سال ۲۰۱۹ اتفاق افتاده و بیشترین همبستگی بین LST و NDBI در سال ۲۰۱۵ با  $R = 0.76$ ، بیشترین همبستگی بین LST و NDVI در سال ۲۰۱۵ با  $R = -0.56$  و بیشترین همبستگی بین LST و NDWI در سال ۲۰۱۳ با  $R = -0.53$  است. آبخیز رشت، در استان گیلان تحت تاثیر عوامل انسانی و تغییرات کاربری قرار دارد. بنابراین پیشنهاد می‌شود افزایش پوشش گیاهی در سطح شهرها و بام مناطق شهری، کاهش تغییر کاربری مرتع به کشاورزی و کاهش تخریب جنگل در الویت قرار بگیرند.

واژه‌های کلیدی: دمای سطح زمین، لکه‌های داغ، موران، داده‌های سنجش از دور، رشت

۱. کارشناسی ارشد علوم و مهندسی محیط زیست، گرایش ارزیابی و آمایش سرزمین، دانشگاه منابع طبیعی گیلان.

۲. استادیار گروه علوم و مهندسی محیط زیست، دانشگاه منابع طبیعی گیلان.

۳. کارشناسی ارشد علوم و مهندسی محیط زیست، گرایش ارزیابی و آمایش سرزمین، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.

\*: مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: [www.newsha.divsalar@gmail.com](mailto:www.newsha.divsalar@gmail.com)

## مقدمه

شهرسازی فرایندی است که موجب گسترش زمین‌های شهری و تغییرات جمعیتی و به دنبال آن دگرگونی شدید در الگوی کاربری اراضی و جابجایی مرزهای فیزیکی شهر (spatial boundaries of urban techno-ecosystem) می‌شود (۳۳). گسترش فزاینده شهرنشینی منجر به تغییرات کیفی در منظر اکوسیستم شهری (۲۸)، تنوع زیستی (۱۸) میکروکلیمای شهرها (۲۵) و جریان ماده و انرژی در مقیاس‌های مختلف مکانی-زمانی (۲۸) می‌شود. از جمله این اثرات ناخواسته، تفاوت دمای هوا و سطح زمین بین شهرها و پیرامون است که به جزیره حرارتی شهری (Urban Heat Island, UHI) مشهور است (۳۱). تفاوت بین هسته شهری و اراضی پیرامونی باعث کاهش کیفیت زندگی شهرنشینان می‌شود و منجر به اثرات عدیده‌ای از جمله کاهش کیفیت هوا، افزایش مصرف انرژی، کاهش کیفیت زیستی و نابسامانی اکوسیستم می‌شود (۲۹). در طول قرون گذشته، شهرها گسترش بی‌سابقه‌ای را تجربه کرده‌اند که باعث ایجاد اثرات جدی بر محیط زیست و اقلیم مانند تخریب اراضی، فرسایش خاک، آلودگی هوا و آب، از بین رفتن زیستگاه و افزایش دما شده است (۲۶). مطالعات متعددی تأیید کردند که وجود منطقه ساخته شده می‌تواند تأثیر UHI را تشدید کند، در حالی که عرصه‌های آب و فضاها می‌توانند شدت UHI را کاهش دهند (۱۰). به طور کلی تغییر در کاربری و پوشش زمین، دمای هوای محلی (میکروکلیم) از دمای هوای مناطق پیرامونی افزایش می‌دهد (۲۲) و به تبع آن روی (Land Surface Temperature, LST) نیز تأثیر دارد. در دهه‌های اخیر توسعه تکنیک‌های سنجش از دور مبتنی بر ماهواره است و کاربردهای زیادی یافته است و در مطالعات شهری به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرند (۲۷). دمای سطح زمین در شکل دهی به تغییرات آینده مناطق و تأثیر بر زندگی انسان و تنوع زیستی تأثیرگذار است و یک فاکتور مهم در پایش محیط زیست شهری است (۱۱). در دو دهه اخیر LST به همراه سایر شاخص‌های متداول در سنجش و ارزیابی ماهواره‌ای کاربری زمین در مطالعات

مختلفی مورد استفاده قرار گرفته است (۵).

Sannigrahi و همکاران (۲۵) به بررسی تغییرات دمای سطح زمین و تأثیر تغییر پوشش گیاهی و شاخص (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) (Normalized Difference Build up Index, NDBI) (Normalized Difference Bareness Index) و (Index, LSWI) (NDBaI) بر دمای سطح زمین طی سال‌های ۲۰۰۲-۲۰۱۵ پرداختند و نتایج آن‌ها نشان می‌دهد که افزایش شهرنشینی باعث افزایش خوشه‌های LST می‌شود، Baloloy و همکاران (۲) به بررسی تغییرات (Land Use Land Cover, LULC) و شاخص NDVI و NDBI را در Baguio بر تغییرات میانگین مقادیر LST پرداختند و نتایج نشان داد که میزان LST از سال ۲۰۱۴ تا ۲۰۱۹ به طور گسترده افزایش یافته است، Jamei و همکاران (۱۴) به بررسی تأثیر شاخص‌های NDVI و NDBI با دمای سطح زمین در ملبورن استرالیا پرداختند و نتایج نشان داد که درجه دما از ۱۹/۶۱ درجه سانتی گراد به ۲۷/۸۶ درجه سانتی گراد در حومه غربی رسیده است، بررسی دمای سطح زمین و تأثیر پوشش گیاهی در شهر هنگ (۶) نشان داد که پارک‌های شهری می‌توانند اثر جزیره گرمایی را به حداقل برسانند. در این پژوهش با توجه به تغییرات حوضه آبخیز رشت طی سالیان گذشته، به بررسی تأثیر شاخص‌های مختلف محیطی بر روی دمای سطح زمین پرداخته شده است. این مطالعه برای برنامه ریزان آینده برای برنامه ریزی بهتر محیط زیستی منطقه که در اثر عوامل مختلف محیطی و بدون در نظر گرفتن توسعه پایدار تحت تأثیر فشارهای انسانی بر منطقه بوده است می‌تواند بسیار مورد استفاده قرار بگیرد.

## تهیه داده‌ها

در کشورهای در حال توسعه به دلیل پراکندگی زیاد ایستگاه‌های هواشناسی و محدودیت‌های موجود، مشاهدات زمینی جهت برآورد دمای سطح زمین کارایی لازم را ندارد (۲۳). در پژوهش از تصاویر ماهواره لندست با توجه به قابلیت‌ها، توانایی‌ها و

$$0.995 \text{ NDVI} \leq 0$$

$$0.9700 < \text{NDVI} \leq 0.157$$

$$\varepsilon = 1.0094 + 0.047 \ln \text{NDVI} \quad 0.157 < \text{NDVI} \leq 0.727$$

$$0.986 \text{ NDVI} > 0.727$$

$T_{\text{sensor}}$  نیز satellite brightness temperature at- بوده و می

توان آن را به صورت زیر محاسبه کرد:

$$T_{\text{sensor}} = \frac{k_2}{\ln(K_1 / L_\lambda + 1)}$$

$$L_\gamma = \text{Gain} \times \text{DN} + \text{Bias}$$

در حالی که،  $L_\lambda$  برابر با at-sensor spectral radiance بوده و

Gain and Bias = band-specific multiplicative rescaling factor and band-specific additive rescaling factor respectively.

همچنین، DN نشان دهنده اعداد دیجیتال در نظر گرفته برای هر پیکسل بوده و  $K_1$  و  $K_2$  ضرایب کالیبراسیون برای باند حرارتی سنجنده OLI هستند.

برای OLI:  $K_2\_CONSTANT\_BAND\_10 = 1321.0789$

$$K_1\_CONSTANT\_BAND\_10 = 774.8853$$

تصحیح باندها:

$$(\text{LMAX}_\lambda - \text{LMIN}_\lambda) / (\text{QCALMAX} - \text{QCALMIN}) * (\text{QCAL} - \text{QCALMIN}) + \text{LMIN}_\lambda$$

$$(\text{QCAL} - \text{QCALMIN}) + \text{LMIN}_\lambda$$

در فرمول فوق  $L_\lambda$  مقدار درخشندگی، QCAL شماره دیجیتال،

$\text{LMIN}_\lambda$  مقدار تابش طیفی QCALMIN،  $\text{LMAX}_\lambda$  مقدار تابش

طیفی به QCALMAX، QCALMIN نیز حداقل پیکسل کالیبره

شده کوانتیزه شده (۱) و QCALMAX حداکثر مقدار پیکسل

درجه بندی شده کوانتیزه شده (۶۵۵۳۵) است (۱۲ و ۱۹).

$$\text{QUANTIZE\_CAL\_MIN} = 1$$

$$\text{QUANTIZE\_CAL\_MAX} = 65535$$

در این پژوهش از سه شاخص استفاده شده است. NDVI، به

طور گسترده برای تعیین وجود پوشش گیاهی زنده در منطقه

بکارگرفته می شود. NDBI، معرف مناطق ساخته شده و سطوح

غیر قابل نفوذ می باشد (۱۴). NDWI امکان تشخیص اشیاء

محتوی آب را فراهم می کند. در تمامی این شاخص ها، ۱+ بیانگر

بالاترین و ۱- پایین ترین مقادیر را نشان می دهد. شاخص ها و

نحوه تهیه آن در جدول ۲ نشان داده شده است.

قدمت آن، در ماه های تابستان و با در نظر گرفتن کمترین پوشش ابر (کمتر از ۱۰٪)، طی سال های ۲۰۱۳-۲۰۱۹ استفاده شد. در جدول یک مشخصات تصاویر مورد استفاده نشان داده شده است تا مقایسه تغییرات زمانی با عدم قطعیت کمتری مواجه شود (جدول ۱).

## مواد و روش ها

### منطقه مورد مطالعه

بخش عمده ای از سرزمین ایران در مناطق خشک و نیمه خشک کوهستانی و در کمربند بیابانی کره زمین واقع شده است، به جز نوار باریک جنگل های هیرکانی که در امتداد دامنه های شمالی کوهستان البرز و جنوب دریای خزر محصور شده است. حوضه آبخیز رشت، در غرب منطقه هیرکانی واقع شده است و شهر رشت و شهرک های آن، متمرکزترین منطقه جمعیتی این محدوده می باشند. این آبخیز در عرض شمالی  $36^{\circ} 52' 9''$  تا  $37^{\circ} 14' 14''$  و طول شرقی  $48^{\circ} 57' 36''$  تا  $49^{\circ} 17' 17''$  واقع شده است. دارای حداقل ارتفاع ۲۸ (سطح دریای خزر) و حداکثر ارتفاع ۳۰۷۴، میانگین ارتفاع ۶۰۰ متر است (شکل ۱).

### بازیابی دمای سطح زمین:

برای محاسبه دمای سطح زمین با استفاده از داده های لندست ۸، باند ۴ (قرمز)، باند ۵ (مادون قرمز نزدیک) و مادون قرمز حرارتی مورد استفاده قرار گرفتند.

LST در مطالعه حاضر از فرمول زیر محاسبه شده است (۴ و ۱۲):

$$LST = \frac{T_{\text{sensor}}}{1 + (\lambda \times T_{\text{sensor}} / \rho) \ln \varepsilon}$$

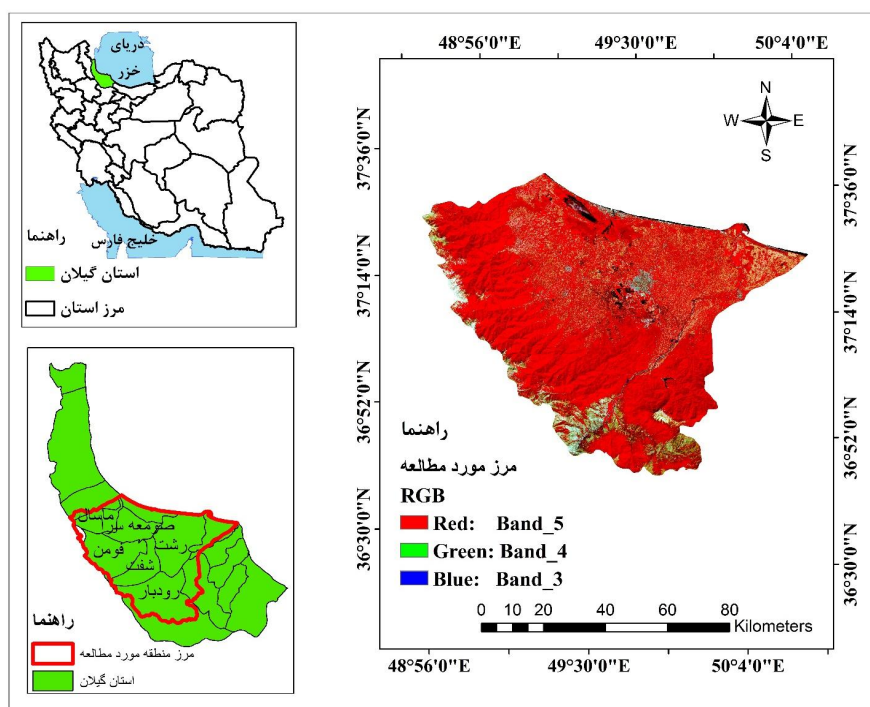
در فرمول فوق،  $\lambda$  نشان دهنده طول امواج ساطع شده (۱۱/۴۳۵ میکرومتر برای لندست ۵ تا ۷ و ۱۰/۹ میکرومتر برای باند

۱۰ از لندست ۸)،  $\rho$  مقداری ثابت (۱.۴۳۸×۱۰<sup>-۲</sup> m K)،  $\varepsilon$

میزان انتشار سطح زمین بوده که به صورت زیر تعیین می شود:

جدول ۱. مشخصات تصاویر و سنجنده

سال	ردیف/گذر	ماهواره	سنجنده	تاریخ تصویر
۲۰۱۳				28 July 2013
۲۰۱۴				16 August 2014
۲۰۱۵				19 August 2015
۲۰۱۶	166/34	Landsat 8	OLI/TM	21 August 2016
۲۰۱۷				8 August 2017
۲۰۱۸				24 June 2018
۲۰۱۹				15 August 2019



شکل ۱. موقعیت استان گیلان و منطقه مورد مطالعه

جدول ۲. طول موج تابش ساطع شده ماهواره لندست ۸

ماهواره	باند	$\lambda(\mu m)$
لندست ۸	۱۰	۱۰/۸
لندست ۸	۱۱	۱۲

جدول ۲. شاخص های پوشش زمین استخراج شده از تصاویر لندست.

منبع	فرمول	توضیحات (نام کامل)	شاخص
(۲۴)	$\frac{NIR - Red}{NIR + Red}$	Normalized Difference Vegetation Index	NDVI
(۲۰)	$\frac{Green - NIR}{Green + NIR}$	Normalized Difference Water Index	NDWI
(۳۲)	$\frac{SWIR1 - NIR}{SWIR1 + NIR}$	Normalized Difference Built up Area Index	NDBI

Landsat8: NIR:Band5,Red:Band4,Green:Band3,SWIR1:Band6

## همبستگی فضایی

برای بررسی الگوی فضایی دمای سطح زمین در منطقه، از روش‌های نوین آمار فضایی، خودهمبستگی فضایی (شاخص موران محلی و موران جهانی) و نقاط داغ (HotSpot) (۲۱) استفاده شد. یافتن الگوها و روند داده‌های فضایی برای تحلیل ساختار سرزمین مهم است (۳۰). بدین ترتیب برای درک بهتر داده‌ها و سطح اعتماد آماری، از روش تحلیل الگوی موران محلی استفاده شده است. در دهه‌های اخیر نیز تجزیه و تحلیل الگوی داده‌های فضایی در آمار فضایی گسترش یافته و تحت عنوان شاخص جهانی موران Global MoranI بیان می‌شود (۳). این شاخص، عددی تحت عنوان نمره استاندارد یا Z-score را نشان می‌دهد که به کمک آن می‌توان درجه‌ی پراکندگی یا متمرکز بودن داده‌های فضایی را در فضا اندازه‌گیری کرد (۱۳). به منظور محاسبه شاخص موران ابتدا Z-score و p-value محاسبه می‌شود و پس از آن معناداری شاخص، ارزیابی می‌گردد (۱۶). خودهمبستگی فضایی با استفاده از شاخص موران جهانی به کمک رابطه زیر به دست می‌آید (۷):

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2}$$

$Z_i$  تفاضل مقدار خصیصه  $i$  با میانگین آن  $(x_i - \bar{x})$  می‌باشد.  $w_{ij}$  وزن موجود بین عارضه  $i$  و  $j$  می‌باشد.  $n$  تعداد کل عوارض جغرافیایی موجود در لایه مورد استفاده است و  $S_0$  جمع کل وزن‌های فضایی است که از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$$

نمره استاندارد  $Z_i$  برای شاخص موران از رابطه زیر محاسبه می‌شود و در رابطه بالا قرار می‌گیرد:

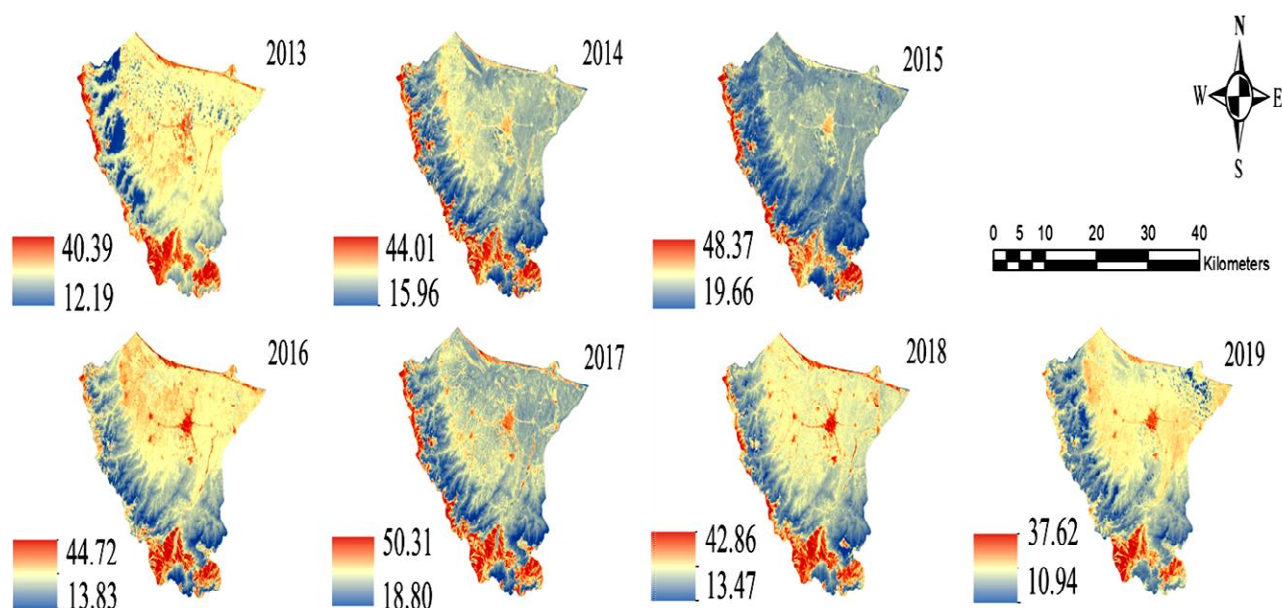
$$Z_i = \frac{i - E[I]}{\sqrt{V[I]}}$$

باتوجه به تجزیه و تحلیل حاصل از همبستگی فضایی، هر چه

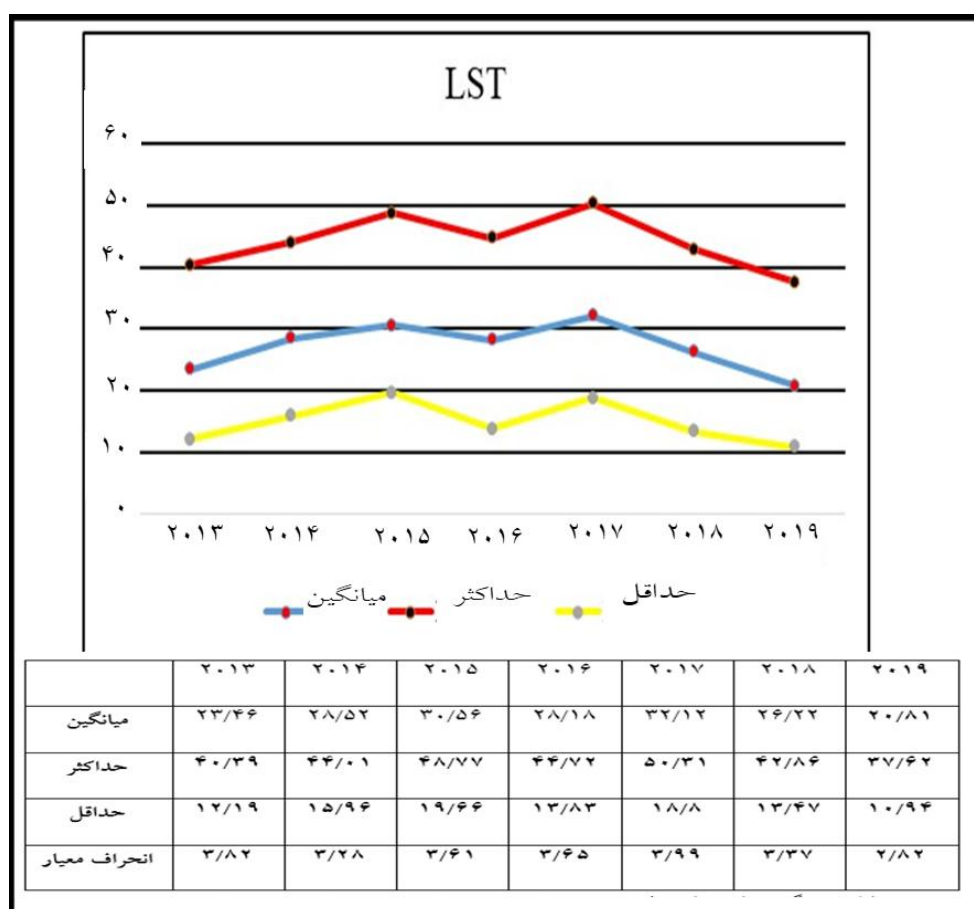
مقدار شاخص موران به عدد  $+1$  نزدیک باشد، داده‌ها دارای خودهمبستگی فضایی و دارای الگوی خوشه‌ای است و در صورتی که مقدار شاخص موران به عدد  $-1$  نزدیک باشد بدین معنی است که داده‌ها از هم گسسته و پراکنده می‌باشد. خروجی گرافیکی به دست آمده پراکندگی و خوشه‌ای بودن داده‌ها را نشان می‌دهد. در رابطه با موران جهانی، فرض صفر این‌گونه بیان می‌شود که هیچ نوع خوشه‌بندی فضایی بین مقادیر عنصر مرتبط با عوارض جغرافیایی مورد نظر وجود ندارد. زمانی که مقدار p-value بسیار کوچک و مقدار قدر مطلق  $Z$  محاسبه شده بسیار بزرگ و خارج از محدوده اطمینان قرار بگیرد، آن‌گاه می‌توان فرض صفر را رد کرد (۱۷). اگر شاخص موران بزرگ‌تر از صفر باشد، داده‌ها نوعی خوشه‌بندی فضایی را نشان می‌دهد. زمانی که مقدار این شاخص کم‌تر از صفر باشد، عوارض مورد مطالعه دارای الگوی پراکنده می‌باشد. ارزش  $Z$  محاسبه شده نشان‌دهنده این است که در کدام محدوده، داده‌ها با مقادیر زیاد یا کم خوشه‌بندی شده است. به لحاظ مفهومی نیز اگر عارضه‌ای مقدار بالا داشته باشد قابل توجه است اما بدین معنی نیست که یک لکه داغ به حساب آید. به لحاظ معناداری به عارضه‌ای لکه داغ گفته می‌شود که هم خود عارضه و هم عارضه‌های همسایه آن از نظر آماری معنادار باشند و نقشه گرافیکی حاصل شامل ۴ طبقه High-High (HH)، High-Low (HL)، Low-High (LH)، Low-Low (LL) می‌باشد (۱).

## نتایج

نتایج حاصل از تهیه دمای سطح زمین در بازه زمانی ۲۰۱۳-۲۰۱۹ در شکل ۲ نمایش داده شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد حداقل نوسان دمایی در سال ۲۰۱۹ و بین ۱۰/۹۵ تا ۳۷/۶۳ درجه و حداکثر نوسان دمایی در سال ۲۰۱۷ بین ۱۹/۶۷ تا ۴۸/۳۸ رخ داده است. همچنین بیشترین افزایش دما در سال ۲۰۱۷ و سپس در سال ۲۰۱۵ و کمترین آن در سال ۲۰۱۹ و سپس در سال ۲۰۱۳ رخ داده است. در شکل ۳ مشخصات آماری و نمودار دمای حوضه آبخیز



شکل ۲. دمای سطح حوضه آبخیز رشت در فاصله سال های ۲۰۱۳-۲۰۱۹



شکل ۳. مشخصات آماری دمای حوضه آبخیز رشت

رشت را در سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۹ نمایش داده شده است. مطابق جدول بیشترین دمای حوضه آبخیز رشت ۵۰/۳۱ درجه سانتی‌گراد در سال ۲۰۱۷ و کم‌ترین دما ۱۰/۹۴ درجه سانتی‌گراد در سال ۲۰۱۹ می‌باشد. حداقل میانگین دما ۲۰/۸۱ درجه سانتی‌گراد در سال ۲۰۱۹ و حداکثر میانگین دما ۳۰/۵۶ درجه سانتی‌گراد در سال ۲۰۱۹ اتفاق افتاده است. میانگین دمای منطقه طی مطالعه ۷ ساله نشان می‌دهد که دمای منطقه حالت سینوسی داشته بطوری که میانگین دما از سال ۲۰۱۳ تا سال ۲۰۱۵ حالت افزایشی داشته و به ترتیب در سال ۲۰۱۳، ۲۳/۴۶، در سال ۲۰۱۴، ۲۸/۵۲ و در سال ۲۰۱۵، ۳۰/۵۶ درجه سانتی‌گراد است ولی در سال ۲۰۱۶ میانگین دما حالت کاهشی داشته و میانگین دمای سطح زمین به ۲۸/۱۸ درجه سانتی‌گراد رسیده است اما در سال ۲۰۱۷ دوباره مقدار دما افزایش یافته و به ۳۲/۱۲ درجه رسیده اما در سال‌های ۲۰۱۸ و ۲۰۱۹ دوباره دمای سطح زمین کاهش پیدا کرده و این مقدار در سال‌های ۲۰۱۸ و ۲۰۱۹ به ترتیب ۲۶/۲۲ و ۲۰/۸۱ درجه سانتی‌گراد رسیده است. لازم به ذکر است دمای بالای ۵۰ درجه سانتی‌گراد که در مناطق کوهستانی و قله‌های مرتفع جنوب غربی تصویر مشاهده می‌شود ناشی از وجود ابر و برف می‌باشد که در بخش‌های قبلی نیز توضیح داده شده است (۱۲).

### تجزیه و تحلیل همبستگی فضایی دمای سطح زمین

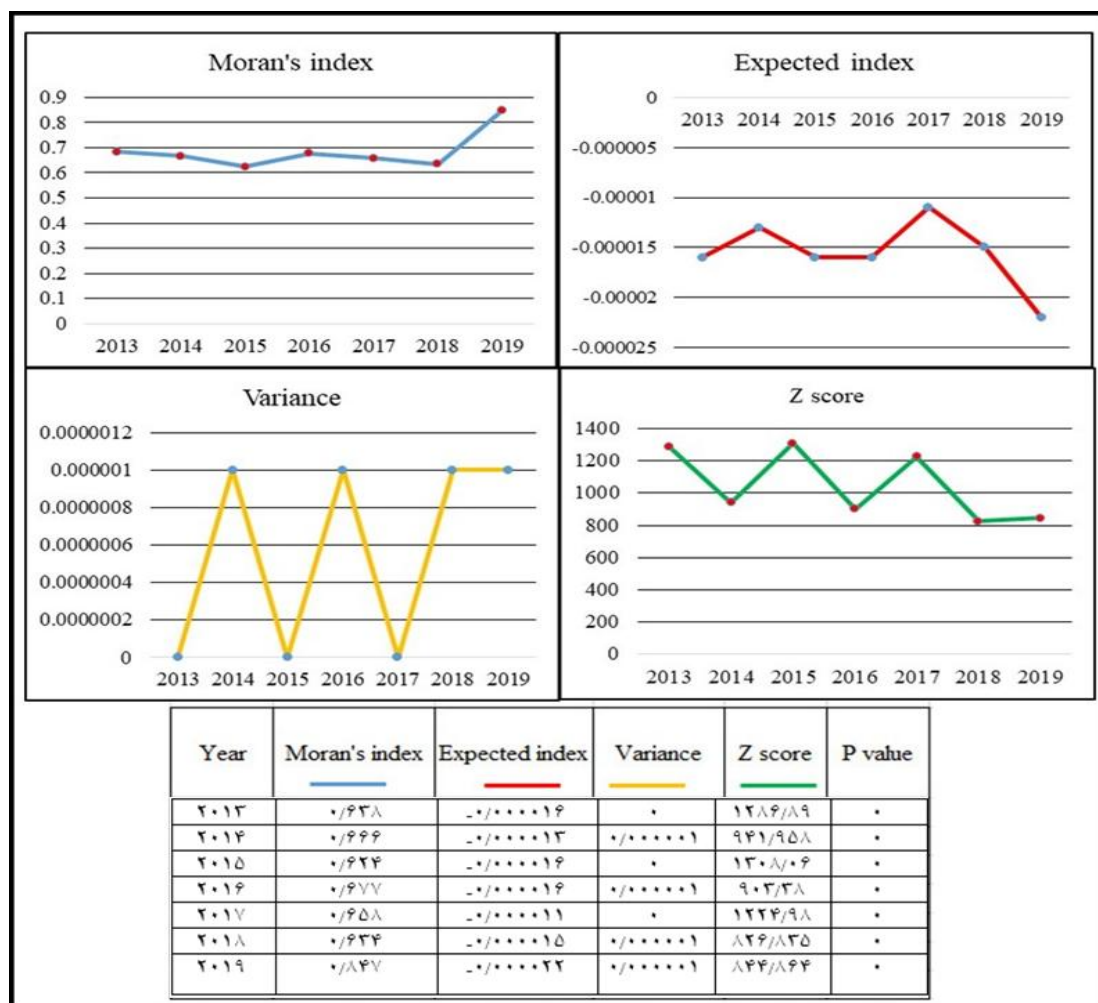
تجزیه و تحلیل همبستگی فضایی دمای سطح زمین در این پژوهش نشان می‌دهد که بیش‌ترین میزان شاخص موران ۰/۸۴۷ در سال ۲۰۱۹ و سپس سال ۲۰۱۳ با ۰/۶۸۳، سال ۲۰۱۶ با ۰/۶۷۷، سال ۲۰۱۴ با ۰/۶۶۶، سال ۲۰۱۷ با ۰/۶۵۸ و کم‌ترین مقدار آن ۰/۶۲۴ در سال ۲۰۱۵ می‌باشد. و این نشان می‌دهد که میزان پراکندگی مناطق دارای دمای بالا در سال ۲۰۱۹ بسیار بیشتر از سال‌های دیگر است. نتایج حاصل از شکل ۴ نشان می‌دهد که با توجه به اینکه در تمامی سال‌ها مقدار شاخص Moran's مثبت بوده و به سمت +۱ میل کرده و بیشتر از صفر است و مقدار p-value آن صفر و کوچک است و میزان ارزش Z محاسبه شده

بزرگ است بنابراین داده‌ها در بخش کالبدی دارای خودهمبستگی فضایی بوده و الگوی توزیع آن‌ها خوشه‌ای است و اگر شاخص Expected Index در سال‌های ۲۰۱۳، ۲۰۱۵ و ۲۰۱۶ مقدار ۰/۰۰۰۰۱۶-، در سال ۲۰۱۴ مقدار ۰/۰۰۰۰۱۳-، در سال ۲۰۱۷ مقدار ۰/۰۰۰۰۱۷-، در سال ۲۰۱۸ مقدار ۰/۰۰۰۰۱۵- و در سال ۲۰۱۹ مقدار ۰/۰۰۰۰۲۲- اختیار می‌نمود، الگوی فضایی دمای سطح زمین بصورت نرمال بود.

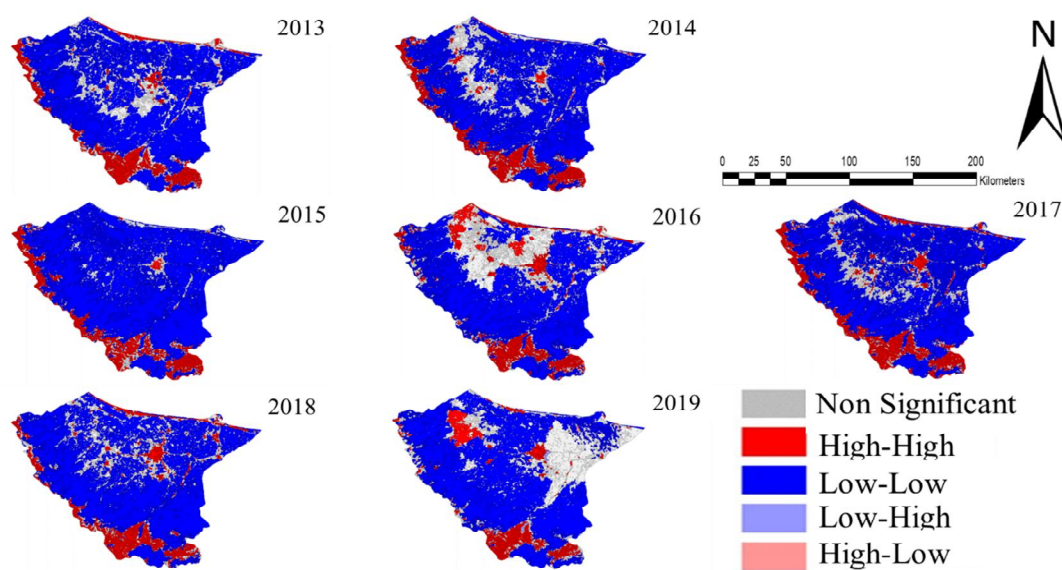
با توجه به اینکه HH نشان‌دهنده خوشه‌های با مقادیر زیاد یا خودهمبستگی فضایی مثبت در سطح  $a=0.01$ ، LL نشان‌دهنده خوشه‌های با مقادیر کم یا خودهمبستگی فضایی منفی در سطح  $a=0.01$ ، HL ناخوشه‌ای بودن عارضه را نشان می‌دهد که در آن یک مقدار زیاد توسط مقادیر کم محاصره شده است و LH تک سلول‌هایی را که در آن عارضه داغی مقدار کم توسط عوارض دارای مقدار زیاد محاصره شده و از نظر آماری معنادار و سطح  $a=0.95$  است. در شکل ۵ مناطق با رنگ قرمز خوشه‌های بالا (HH) و مناطق با رنگ آبی پررنگ، خوشه‌های پایین (LL) را نشان می‌دهد و از نظر آماری در سطح  $a=0.01$  معنادار بوده و از یک‌دیگر متمایز شده است. مناطق خاکستری رنگ معنی‌دار نمی‌باشند بدین معنا که در این مناطق هیچ نوع الگویی حکم‌فرما نیست و فاقد الگوی خودهمبستگی فضایی بوده است. با توجه به شکل ۵ شهرستان رودبار، رشت، بخش‌هایی از ماسال، صومعه‌سرا و لاهیجان طی بازه زمانی ۲۰۱۳-۲۰۱۹ دارای دمای بالا و وجود لکه‌های داغ بوده است. همچنین سیاه‌کل و شفت تاحدودی از این عارضه در امان بوده و دمای تقریباً کم‌تری را دارا بوده است و با توجه به تجزیه و تحلیل حاصل از نمایش گرافیکی لکه‌های داغ، بیشترین مناطق لکه‌های داغ به‌ترتیب در سال ۲۰۱۶، ۲۰۱۹، ۲۰۱۷، ۲۰۱۴، ۲۰۱۸، ۲۰۱۳ و در انتها ۲۰۱۵ است.

نواحی که دمای حداکثر آن‌ها دارای خودهمبستگی فضایی مثبت (خوشه‌های با دمای حداکثر) و منفی (خوشه‌های کم دمای حداکثر) بودند، مشخص گردید. برای امتیازسنجی Z مثبت





شکل ۴. مقادیر حاصل از تجزیه و تحلیل همبستگی فضایی دمای سطح زمین در سال‌های ۲۰۱۳-۲۰۱۹



شکل ۵. نتایج حاصل از پراکنش الگوی موران برای دمای حداکثر سالانه (۲۰۱۳-۲۰۱۹)



و معناداری آن از نظر آماری، هرچه مقدار  $Z$  بزرگتر باشد، مقادیر بالا به میزان زیادی خوشه‌بندی شده و مناطق پر دمای حداکثر تشکیل می‌دهد. همچنین برای امتیاز  $Z$  منفی و معناداری آن از لحاظ آماری هرچه میزان  $Z$  کم‌تر باشد، خوشه‌بندی شدیدتر خواهد بود و مناطق کم دمای حداکثر را نشان خواهد داد (شکل ۵).

### تغییرات شاخص‌های NDVI، NDBI و NDWI

شکل ۶ تغییرات میانگین NDVI، NDBI و NDWI را در بازه زمانی مورد مطالعه نشان می‌دهد. طبق جدول ۳، بیشترین مقدار میانگین NDVI به ترتیب در سال‌های ۲۰۱۷، ۲۰۱۸، ۲۰۱۶، ۲۰۱۳، ۲۰۱۵، ۲۰۱۴ و ۲۰۱۹ است. بررسی تغییرات NDBI نشان می‌دهد که بیشترین مقدار میانگین NDBI به ترتیب در سال‌های ۲۰۱۸، ۲۰۱۳، ۲۰۱۷، ۲۰۱۶، ۲۰۱۵، ۲۰۱۹ و ۲۰۱۴ است. تغییرات NDWI نشان می‌دهد که بیشترین مقدار میانگین NDWI به ترتیب در سال‌های ۲۰۱۸، ۲۰۱۷، ۲۰۱۶، ۲۰۱۳، ۲۰۱۵ و ۲۰۱۹ است.

### همبستگی دمای سطح زمین با شاخص‌های NDVI، NDBI و NDWI

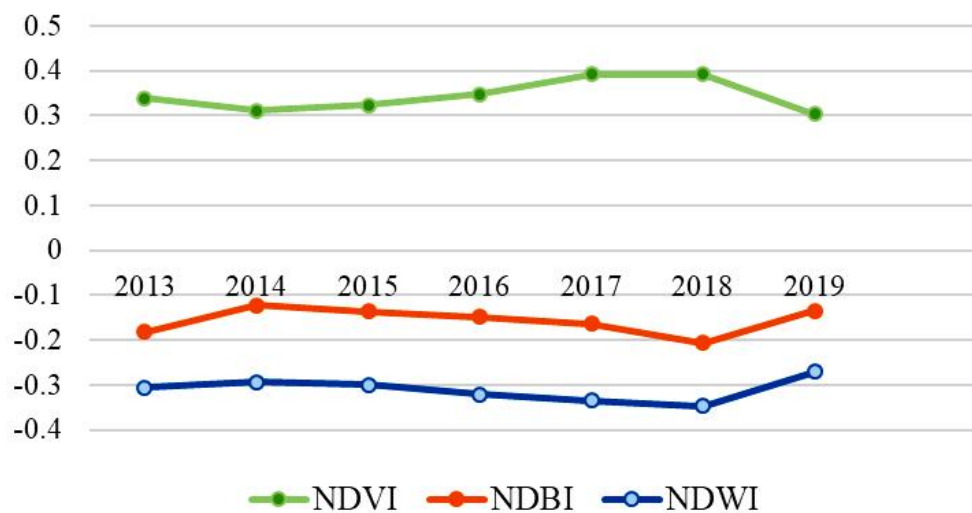
میزان همبستگی دمای سطح زمین با شاخص‌های پوشش گیاهی، مناطق انسان‌ساخت و پوشش آبی محاسبه شد. نتایج کار نشان داد بیش‌ترین همبستگی مثبت بین LST و NDBI است که به ترتیب برای سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۹ برابر است با ۰/۷۵، ۰/۷۴، ۰/۷۶، ۰/۵۹، ۰/۷۴، ۰/۶۲ و ۰/۴۷ که بیشترین آن در سال ۲۰۱۵ است. همبستگی بین LST و NDVI نشان می‌دهد که بیشترین مقدار همبستگی در سال ۲۰۱۵ با ۰/۶۳- است و کمترین آن در سال ۲۰۱۹ با ۰/۳۰- است. همبستگی بین LST و NDWI نیز نشان می‌دهد که بیشترین مقدار همبستگی در سال ۲۰۱۷ با ۰/۵۴- و کمترین آن در سال ۲۰۱۹ با ۰/۲۳- است.

### نتیجه‌گیری

در این پژوهش برای بررسی تغییرات دمای سطح زمین در حوضه

آبخیز رشت از تصاویر ۷ ساله ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۹ و تاثیر پارامترهای NDWI، NDVI، NDBI استفاده شد. نتایج نشان داد که تغییرات کاربری اراضی، ساخت مناطق انسان ساخت و تخریب جنگل و اراضی بکر از عوامل مهم تغییرات دمای سطح منطقه می‌باشد بطوری که شاخص LST با شاخص NDWI و NDVI رابطه معکوس و با شاخص NDBI رابطه مثبت و مستقیمی دارد که با نتایج (۸، ۹ و ۱۵) نیز همخوانی دارد. بنابراین نیاز به یک برنامه مدون برای حفظ محیط زیست و کاهش تنش‌ها در منطقه است. بنابراین به نظر می‌رسد جهت رهایی و نجات از وضعیت نامطلوب تغییر اقلیم و افزایش دمای سطح زمین ضرورت دارد به امر مهم توجه به ارتقاء کیفیت محیط زیست با رویکرد تغییر سبک زندگی از طریق کاشت درختان، توسعه و تقویت و البته حفظ مناطق طبیعی با پوشش گیاهی، توجه و اهتمام عمومی ورزیده شود. همچنین ساختمان‌ها و کارخانجاتی که ساخته می‌شود بر اساس ضوابط محیط زیستی باشد. به عبارتی در راستای کاهش شدت جزیره حرارتی به پیش‌گیری از هدر رفتن انرژی و کاهش آلودگی و اثرات زیان‌بار آن در سلامت جسمی، روحی و روانی اجتماعی دست پیدا خواهیم کرد.

پیوستگی و انسجام ساختاری در سیستم های اکولوژیکی باعث می شود جریان ها و فرایندهای حیاتی در سرتاسر محیط زیست به گردش درآیند و به تبع حرکت و دینامیک این جریان های حیاتی، عملکردها و خدمات مستقیم و غیر مستقیمی ایجاد می شوند که بواسطه آنها می توان ظرفیت‌های طبیعی را در جهت منافع جامعه بشری به کار گرفت. شکل و شمایل طبیعی و دست نخورده هر سرزمینی، بهترین آلترناتیو و الگوی ساختاری برای برنامه ریزی، مدیریت و طراحی سرزمین است. پایش نظام اکولوژیکی از نظر فرایندهای بیوفیزیکی، این امکان را برای مسئولان و مدیران فراهم می سازد تا درک و شناخت درستی از تحولات ساختاری به دست آورند و از این رهگذر برای انجام مداخلات، طرح های مناسب را به اجرا دریاورند. در این پژوهش دمای سطح زمین - به عنوان یک فرایند اکولوژیکی- در مقیاس جغرافیایی آبخیز طی دوره زمانی یک



شکل ۶. تغییرات شاخص‌های NDVI، NDBI و NDWI در بازه زمانی (۲۰۱۳-۲۰۱۹)

جدول ۴. نتایج حاصل از همبستگی دمای سطح زمین با شاخص‌های NDVI، NDBI و NDWI

سال	NDVI	NDBI	NDWI
۲۰۱۳	-۰/۴۰	۰/۷۵	-۰/۵۳
۲۰۱۴	-۰/۵۸	۰/۷۴	-۰/۴۵
۲۰۱۵	-۰/۶۳	۰/۷۶	-۰/۵۱
۲۰۱۶	-۰/۵۸	۰/۵۹	-۰/۵۰
۲۰۱۷	-۰/۴۷	۰/۷۴	-۰/۵۴
۲۰۱۸	-۰/۵۶	۰/۶۲	-۰/۴۹
۲۰۱۹	-۰/۳۰	۰/۴۷	-۰/۲۳

ساختاری کاهش یافته است و این به معنای آن است که نظم ساختاری سرزمین در حال تغییر کردن است و نشانه از دست رفتن پیوستگی و یکپارچگی مکانی است. هرچه اثرات فعالیتهای انسانی بر محیط زیست از قبیل جاده سازی، ساختمان سازی و توسعه سکونتگاهی و تغییرات کاربری زمین گسترده تر شوند، کلیت چیدمان ساختارمکانی نیز تکه تکه و منقطع شده و به شکل موانعی برای عبور جریان ها و فرایندهای اکولوژیکی در می آیند. این تحولات باعث افت عملکرد نظام اکولوژیکی آبخیز رشت شده و افت کیفیت محیط زیستی را به همراه خواهد داشت. نرخ بالای روند تغییرات و سرعت فزاینده

دهه اخیر مورد پایش قرار گرفت و همبستگی این فرایند بیوفیزیکی با عناصر اصلی ساختار سرزمین - شامل پوشش گیاهی، عرصه های آبی و ساخت و سازهای انسانی- مورد تحلیل قرار گرفت. نتایج مربوط به تحلیل روند دمایی، نشان می دهد که اقلیم منطقه گرمتر شده است و این روند گرمایشی در اقلیم، اثرات گریزناپذیری بر سایر اجزای اکولوژیکی از جمله چرخه هیدرولوژیک، خاک، پوشش گیاهی و حیات وحش دارد و همچنین تبعاتی بر حوزه‌های اقتصادی، اجتماعی و فرهنگی خواهد گذاشت. تحلیل روند همبستگی حاکی از آن است که شدت همبستگی آماری بین دمای سطح زمین و شاخص های

دستکاری های مخرب انسانی در این حوزه آبخیز ارزشمند، باید با استفاده از ابزارهای قانونی و طرحهای اجرایی با رویکرد انعطاف پذیر را بیش از پیش نمایان می سازد.

### تشکر و سپاسگزاری

از راهنمایی و مشاوره های استادان گرانقدر، دکتر مجید مخدوم،

دکتر سید کاظم علوی پناه که در راستای تسهیل فرایند پژوهش ما را یاری کردند، سپاسگزاری می کنیم. همچنین از دفتر آمایش سرزمین و معاونت اطلاعات و آمار محیط زیست برای ایجاد دسترسی به داده ها و پشتیبانی معنوی از تحقیق تشکر می نمایم.

### منابع مورد استفاده

1. Aliabadi, K. and A. Dadashi-roudbari. 2015. Investigation of changes in spatial autocorrelation patterns of Iran's maximum temperature. *Geographical Studies of Arid Areas*, 6 (21): 86-104. (In Persian)
2. Baloloy, A., J. A. Cruz, A. C. Blanco, N. V. Lubrica, C. J. Valdez and E. P. Cajucom. 2019. Spatiotemporal multi-satellite biophysical data analysis of the effect of urbanization on land surface and air temperature in BAGUIO city, Philippines. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-4/W19: 47-54.
3. Caldas de Castro, M. and B. H. Singer. 2006. Controlling the false discovery rate: a new application to account for multiple and dependent tests in local statistics of spatial association. *Geographical Analysis*, 38(2): 180-208.
4. Chatterjee, R. S., N. Singh, S. Thapa, D. Sharma and D. Kumar. 2017. Retrieval of land surface temperature (LST) from landsat TM6 and TIRS data by single channel radiative transfer algorithm using satellite and ground-based inputs. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 58: 264-277.
5. Deng, Y., S. Wang, X. Bai, Y. Tian, L. Wu, J. Xiao and Q. Qian. 2018. Relationship among land surface temperature and LUCC, NDVI in typical karst area. *Scientific reports*, 8(1):, 1-12.
6. Galdies, C. and H. S. Lau. 2020. Urban heat island effect, extreme temperatures and climate change: a case study of Hong Kong SAR. pp. 369-88, In: W. Leal Filho (ed), *Climate Change, Hazards and Adaptation Options: handling the impacts of a changing climate*, Springer, Cham.
7. Getis, A. and J. K. Ord. 1992. The analysis of spatial association by use of distance statistics. *Geographical analysis*, 24(3):189-206.
8. Guha, S. and H. Govil. 2021. An assessment on the relationship between land surface temperature and normalized difference vegetation index. *Environment, Development and Sustainability*, 23(2): 1944-1963.
9. Guha, S., H. Govil, and M. Besoya. 2020. An investigation on seasonal variability between LST and NDWI in an urban environment using Landsat satellite data. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 11(1): 1319-1345.
10. Guha, S., H. Govil, A. Dey and N. Gill. 2018. Analytical study of land surface temperature with NDVI and NDBI using Landsat 8 OLI and TIRS data in Florence and Naples city, Italy. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1): 667-678.
11. Hashemi, S. M., M. Dinarvandi and S. K. Alivipanah. 2013. Assessment of configuration of LST in urban landscape using thermal remote sensing. *Journal of Environmental study*, 39(1): 81-92. (In Persian)
12. Ihlen, V. and K. Zanter. 2019. Landsat 8 (L8) Data Users Handbook, US Geological Survey, USA.
13. Illian, J., A. Penttinen, H. Stoyan and D. Stoyan. 2008. Statistical analysis and modelling of spatial point patterns. John Wiley and Sons, Chichester.
14. Jamei, Y., P. Rajagopalan and Q. C. Sun. 2019. Spatial structure of surface urban heat island and its relationship with vegetation and built-up areas in Melbourne, Australia. *Science of the total environment*, 659: 1335-1351.
15. Jothimani, M., J. Gunalan, R. Duraisamy and A. Abebe. 2021. Study the relationship between LULC, LST, NDVI, NDWI and NDBI in Greater Arba Minch area, Rift Valley. *Atlantis Highlights in Computer Sciences*, 4: 183-193.
16. Karami, M., A. Dadashi-Roudbari and M. Asadi. 2016. Investigating the spatial variation of heat Island of Tehran. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 6 (2): 22-31.
17. Levine, N. 1996. spatial statistics and GIS: software tools to quantify spatial patterns. *Journal of the American Planning Association*, 62(3): 381-391.
18. Li, B., D. Chen, S. Wu, S. Zhou, T. Wang and H. Chen. 2016. Spatio-temporal assessment of urbanization impacts on ecosystem services: case study of Nanjing City, China. *Ecological Indicators*, 71: 416-427.
19. El Garouani, M. Amyay, A. Lahrach and H. J. Oulidi. Land surface temperature in response to land use/cover change based on remote sensing data and GIS techniques: Application to Saïss Plain, Morocco. *Journal of Ecological Engineering*, 22(7): 100-12.

20. McFeeters, S. K. 1996. The use of NDWI in the delineation of open water features. *International journal of remote sensing*, 17(7): 1425-1432.
21. Mitchell, A. 2005. The ESRI guide to GIS analysis, volume 2: spatial measurements and statistics. ESRI, Redlands.
22. Naserikia, M., E. Asadi Shamsabadi, M. Rafieian and W. Leal Filho. 2019. The urban heat island in an urban context: A case study of Mashhad, Iran. *International journal of environmental research and public health*, 16(3): 313.
23. Phan, T., M. Kappas, and T. Tran. 2018. Land surface temperature variation due to changes in elevation in northwest Vietnam. *Climate*, 6(2): 28.
24. Rouse, J. W., R. H. Haas, J. A. Schell and D. W. Deering. 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *NASA Special Publication*, 351(1): 309.
25. Sannigrahi, S., S. Bhatt, S. Rahmat, B. Uniyal, S. Banerjee, S. Chakraborti and A. Bhatt. 2018. Analyzing the role of biophysical compositions in minimizing urban land surface temperature and urban heating. *Urban climate*, 24: 803-819.
26. Santamouris, M. 2015. Regulating the damaged thermostat of the cities: status, impacts and mitigation challenges. *Energy and Buildings*, 91, 43-56.
27. Shi, Y. and Y. Zhang. 2018. Remote sensing retrieval of urban land surface temperature in hot-humid region. *Urban climate*, 24: 299-310.
28. Sun, Y. and S. Zhao. 2018. Spatiotemporal dynamics of urban expansion in 13 cities across the Jing-Jin-Ji urban agglomeration from 1978 to 2015. *Ecological Indicators*, 87: 302-313.
29. Tran, D. X., F. Pla, P. Latorre-Carmona, S. W. Myint, M. Caetano and H. V. Kieu. 2017. Characterizing the relationship between land use land cover change and land surface temperature. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 124: 119-132.
30. Waagepetersen R. and T. Schweder. 2006. Likelihood-based inference for clustered line transect data. *Journal of Agricultural, Biological, and Environmental Statistics*, 11:264-79.
31. Weng, Q. and D. A. Quattrochi. 2018. Urban remote sensing. CRC press.
32. Zha, Y., J. Gao and S. Ni. 2003. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(3): 583-594.
33. Zhao, L., M. Oppenheimer, Q. Zhu, J. W. Baldwin, K. L. Ebi, E. Bou-Zeid and X. Liu. 2018. Interactions between urban heat islands and heat waves. *Environmental research letters*, 13(3): 034003.

## Assessment of Land Surface Temperature Trend and Its Spatial Correlation with Landscape Structural Elements in Rasht Watershed, Guilan Province

N. Divsalar<sup>1\*</sup>, S. M. Hashemi<sup>2</sup> and S. Karbalaei Saleh<sup>3</sup>

(Received: April 06-2022; Accepted: January 01-2023)

### Abstract

Remote sensing data play an important role in environmental planning and monitoring. The current study aimed to investigate the land surface temperature (LST) and the effect of environmental factors on the LST, to identify the temporal-spatial patterns and determine the hot spots in the period of 2013 to 2019, using Landsat 8 images. The effect of spectral indices: Normalized Difference Build-up Index (NDBI), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Normalized Difference Water Index (NDWI) on the surface temperature was investigated. Results indicated that the lowest average temperature has occurred in 2019 and the highest LST was in the 2017. The results of Moran's index correlation also showed that the most clustering pattern of LST, with the Moran value of 0.85 was obtained in 2019, the highest correlation between LST and NDBI, with the R value of 0.76 in the 2015, the highest correlation between LST and NDVI in the 2015 ( $R = -0.56$ ), and the highest correlation between LST and NDWI in 2013 ( $R = -0.53$ ). Rasht watershed in Guilan province is affected by human factors and land use changes. Therefore, it is recommended to increase the vegetation cover in urban areas, reduce the change of pasture to agricultural area, and reduce forest destruction.

**Keywords:** Land surface temperature, Hot spots, Moran statistical test, Thermal remote sensing, Rasht watershed

---

1. Master of Science and Environmental Engineering, Guilan University of Natural Resources, Iran

2. Assistant Professor, Department of Environmental Sciences and Engineering, Guilan University of Natural Resources, Iran

3. Master of Science and Environmental Engineering, Guilan University of Natural Resources, Iran

\*: Corresponding Author, Email: [www.newsha.divsalar@gmail.com](mailto:www.newsha.divsalar@gmail.com)