

بررسی تاثیر تغییرات کاربری بر محیط بیوفیزیکی ساحل رودخانه سفیدرود در محدوده شهر رودبار با بهره گیری از مدل جنگل تصادفی (RTC) و شاخص های طیفی و تاثیر آن بر شرایط حرارتی سطح زمین (LST)

مهدی فیض اله پور

استادیار گروه جغرافیا، دانشگاه زنجان، feyzolahpour@znu.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۳/۰۳

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۴/۱۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۵/۰۹

چکیده

در این تحقیق تغییر سریع کاربری زمین و تاثیر آن بر محیط های بیوفیزیکی مختلف در امتداد ساحل رودخانه سفیدرود مورد بررسی قرار گرفت. به این منظور، داده های سال های ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳ از ماهواره های لندست ۵ و ۸ دانلود شده و به وسیله مدل جنگل تصادفی و شاخص های طیفی تفاوت نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI)، تفاوت نرمال شده آب (NDWI)، شاخص اصلاح شده تفاوت نرمال شده آب (MNDWI)، شاخص تفاوت نرمال شده زمین بایر (NDBaI)، شاخص گیاهی تنظیم شده خاک (SAVI) و دمای سطح زمین (LST) پردازش شدند. روابط بین این شاخص ها با دمای سطح زمین نیز با استفاده از ضریب همبستگی پیرسون و ضریب تعیین R^2 تعیین شده و صحت کاربری زمین در مدل جنگل تصادفی و هر یک از شاخص ها نیز به وسیله ضریب کاپا برآورد شد. نتایج نشان داد که روند کاهشی شاخص NDVI و SAVI با روند افزایشی شاخص های MNDWI، NDWI و NDBaI همراه بوده و این امر بر روی شاخص LST تاثیر گذاشته است. از بین شاخص های طیفی، شاخص MNDWI با مقادیر $-0/45$ در سال ۲۰۱۴ بیشترین همبستگی منفی را داشته و شاخص NDBaI با مقادیر $0/54$ در سال ۲۰۱۴ بیشترین همبستگی مثبت را داشته است. در بین تمامی شاخص ها از سال ۱۹۹۱ تا ۲۰۲۳ روند کاهشی در همبستگی ها مشاهده شد. مقادیر حاصل از مدل جنگل تصادفی نشان داد که وسعت زمین های بایر با کاهش قابل توجه همراه بوده و از $8/52$ کیلومتر مربع در سال ۱۹۹۱ به $4/82$ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۳ کاهش یافته و به این میزان به زمین های با کاربری پوشش گیاهی تنک افزوده شده است.

کلمات کلیدی: شاخص بیوفیزیکی، دمای سطح زمین، همبستگی پیرسون، کاربری اراضی، ساحل رودخانه سفیدرود

مقدمه

ماهیت پویای چشم اندازها نتیجه تعامل متفاوت بین نیروهای طبیعی و فرهنگی می باشد. سازماندهی مجدد زمین بر اساس تغییر تقاضای اجتماعی و معیشتی، باعث دگرگونی چشم اندازهای فرهنگی می گردد. تغییر کاربری نه تنها به نواحی شهری متمرکز شده بلکه تاثیر بی سابقه آن بر مناطق روستایی نیز گسترش یافته است (Mallick, 2021:218). محیط زیست، اقتصاد محلی، معیشت و تامین مواد غذایی جوامع روستایی به طور مداوم از تغییر کاربری متاثر می گردد و اگر این مناطق بتوانند معیشت و شرایط محیطی را به درستی حفظ کنند تغییر کاربری به شکل مطلوب انجام شده و در غیر این صورت ممکن است که اصول اولیه توسعه پایدار دچار آسیب گردد (Mallick et al, 2021:19.). امروزه تجزیه و تحلیل کاربری اراضی در مطالعات محیطی مورد توجه قرار گرفته است (Valenti et al, 2018:407). ادغام سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی همراه با سیستم موقعیت یاب جهانی به طور گسترده ای به عنوان روشی غالب برای پایش و تحلیل پویایی کاربری زمین مورد پذیرش قرار گرفته است (Jat et al, 2008:31). در این بین، سنجش از دور اقدام به شناسایی داده های ماهواره ای چند طیفی نموده و GPS با جمع آوری نقاط مرجع اطلاعات مکانی در سطح زمین، به تصحیح داده های سنجش از دور می پردازد. در نهایت، ابزار GIS با پردازش و تجزیه و تحلیل داده های مکانی و زمانی، پویایی کاربری و پوشش زمین را مشخص می کند (Li et al, 2009:18). با این حال، اثربخشی کاربری زمین از نظر دقت و درجه بندی داده ها متفاوت بوده است (Mundia et al, 2006:101). داده های چندزمانی مختلف لندست در سطح جهانی برای تشخیص تغییرات مکانی و زمانی پوشش زمین استفاده شده اند. برای طبقه بندی کاربری های اراضی تکنیک های مختلفی مانند مدل حداکثر احتمال گوسی (GMLC)، تحلیل تغییرات طیفی (Wu, 2009: 2921., Gong et al, Wu and Murry, 2003: 498., 2018: 6)، ماشین بردار پشتیبانی (Lary et al, 2016: 8., Maxwell et al, 2018: 2789)، شبکه های عصبی مصنوعی (Mas et al, 2008: 622., Singha et al, 2361., Senkal, 2010, 4794)، مدل های مبتنی بر عدم اختلاط طیفی (Plaza et al, 2011: 4108., Dopido et al, 2012: 426., Zhang et al, 2016: 54) و شاخصهای بیوفیزیکی مبتنی بر مدل های NDVI، NDBI و NDWI به کار گرفته شده اند (Rawat et al, 2013:114). در این بین، روش های مبتنی بر شاخص های طیفی پرکاربردترین این تکنیک ها به شمار می روند. دلیل این امر سهولت و نتایج قابل اعتمادی است که تولید می کنند (Bijeesh and Narasimhamura, 2019: 3). این شاخص ها برای تولید تصاویر چند طیفی اقدام به ترکیب باندهای مختلف می کنند (Polykretis et al, 2020: 324).

تحقیقات متعددی برای بررسی تغییرات کاربری زمین (LULC) با بهره گیری از شاخص های طیفی در جهان انجام شده است. رکنی و همکاران (۲۰۱۴) شاخص NDWI را در بررسی تغییرات سطح دریاچه ارومیه به کار برده و روند کاهشی شدیدی را در دوره زمانی ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۲ مشاهده کردند. نتایج نشان داد که شاخص NDWI روش کارآمدی

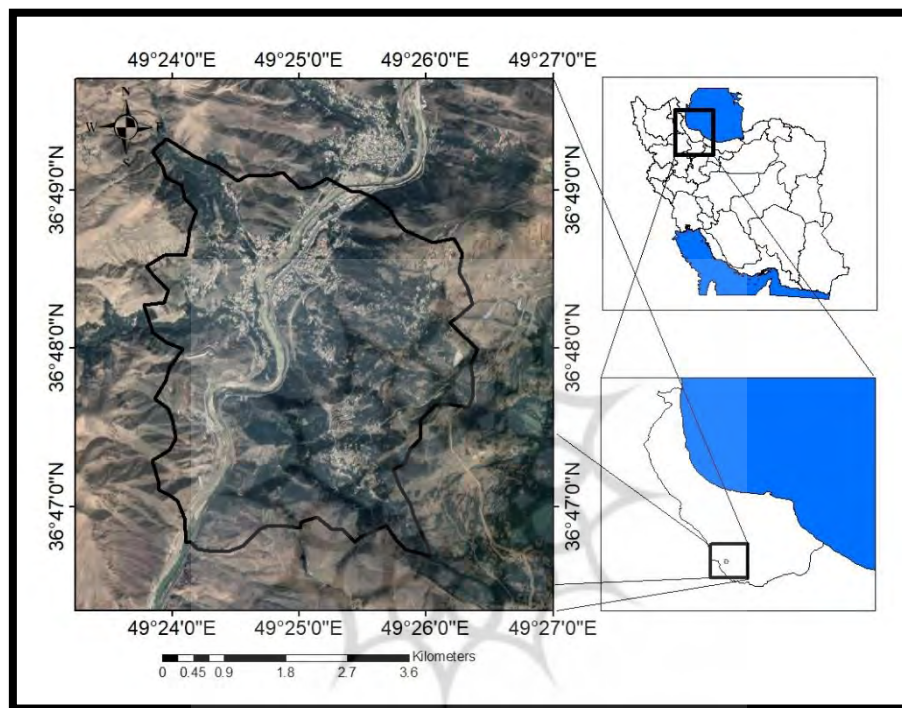
در تشخیص تغییرات آب سطحی به شمار می آید. سینه‌ها و همکاران (۲۰۱۶) از شاخص NDBI برای نظارت بر روند شهرنشینی در شهر آداما در اتیوپی استفاده کرده و به این نتیجه رسیدند که این شاخص آسان‌ترین روش استخراج بخش‌های ساخته شده از سایر مناطق را ارائه می‌دهد. در پاکستان برای بررسی جزیره گرمایی شهری، شاخص NDBI در ترکیب با شاخص NDVI مورد استفاده قرار گرفته و مشخص شد که پوشش گیاهی می‌تواند تاثیر جزیره گرمایی شهری را کاهش داده و پهنه ساخت و ساز شده می‌تواند آن را افزایش دهد (Liu and jiang, 2020: 6). بالانتی و همکاران (۲۰۱۷) تغییرات پوشش گیاهی را در تالاب نیسکوالی مورد ارزیابی قرار دادند. بررسی‌ها نشان داد که سطح تالاب افزایش ۷۹ درصدی را به نمایش گذاشته است. پاتانایاک و دیواکار (۲۰۱۸) برای ارزیابی الگوهای تکامل شهری در شهر حیدرآباد هند، ترکیبی از شاخص‌های NDBI، NDVI و NDWI را مورد استفاده قرار دادند.

دمای سطح زمین (LST) یکی از عوامل تعیین‌کننده محیطی مهم در تجزیه و تحلیل عملکرد اکولوژیکی است که توسط انواع مختلف شاخص‌های مبتنی بر تصاویر ماهواره‌ای مانند MNDWI، NDWI، NDBI، NDVI و SAVI کنترل می‌شود (چوش و همکاران، ۲۰۱۸). در تحقیقات مختلفی عنوان شده که شاخص LST ارتباط نزدیکی با پارامترهای NDVI، NDBI، NDWI و MNDWI داشته است (Weng et al, 2008:156).

رودخانه سفیدرود از یک ناحیه روستایی در جوار شهر رودبار عبور می‌کند. هر دو بخش ساحلی این رودخانه تحت تاثیر پوشش اراضی کشاورزی و گردشگری به عنوان روش غالب کاربری اراضی قرار داشته‌اند. در چندین سال گذشته مردم با تغییر زمین‌های جنگلی، توجه خود را به کشاورزی و مجتمع‌های تفرجگاهی متمرکز ساخته‌اند. لذا کیفیت آب رو به کاهش گذاشته و این امر بر محیط طبیعی و اکوسیستم تاثیر می‌گذارد. استفاده از زمین به منظور کشاورزی و گردشگری به ویژه در مناطق ساحلی به یک مشکل تبدیل شده است. بنابراین ضروری است که تاثیر تغییرات مبتنی بر گردشگری و کشاورزی بر پارامترهای محیطی مانند پوشش گیاهی، خاک، پهنه‌های آب و زمین بایر را به کمک شاخص‌های طیفی مورد بررسی قرار داد. با توجه به تکنیک‌های مکانی، برخی از تکنیک‌های آماری نیز برای اعتبارسنجی روابط بین LST و شاخص‌های طیفی مفید می‌باشند (Mahato et al, 2021:24). بنابراین برای بررسی روابط دقیق بین متغیرها از ضریب همبستگی پیرسون استفاده شد تا بدین وسیله فعالیت‌های بی‌سابقه انسانی در منطقه مورد مطالعه بررسی گردد.

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در مختصات جغرافیایی ۳۶ درجه و ۴۶ دقیقه و ۵۵ ثانیه تا ۳۶ درجه و ۴۹ دقیقه و ۲۰ ثانیه عرض شمالی و ۴۹ درجه و ۲۳ دقیقه و ۴۸ ثانیه تا ۴۹ درجه و ۲۶ دقیقه و ۱۸ ثانیه طول شرقی در ساحل رودخانه سفیدرود در محدوده شهر رودبار واقع شده است. وسعت این منطقه ۱۳/۰۲ کیلومتر مربع بوده در استان گیلان قرار گرفته است. به علت نزدیکی این منطقه به منابع رطوبتی دریای خزر از اقلیمی مربوط برخوردار بوده و پوشش گیاهی، قابل توجه می باشد. تغییرات کاربری اراضی در سال های اخیر چشم انداز این منطقه را دستخوش تغییر قرار داده و لذا در این تحقیق این تغییرات مورد بررسی قرار گرفت.



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه در محدوده رودخانه سفید رود

مواد و روش ها

در این تحقیق تغییرات کاربری زمین در بازه زمانی سالهای ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳ با بهره گیری از تصاویر لندست ۵ و ۸ مورد بررسی قرار گرفته و وضعیت اجزای بیوفیزیکی، کاربری زمین و LST مورد مطالعه قرار گرفت. هر سه تصویر از پلتفرم سازمان زمین شناسی آمریکا به دست آمدند. تمام داده های لندست در این تحقیق در ماه آگوست گرفته شده و متعلق به زون ۳۹ در نیمکره شمالی بوده است. برای کل تحقیق نیز از نرم افزار ArcGis استفاده شد.

برای تهیه نقشه LULC از داده های ماهواره ای چند زمانی لندست ۵ و ۸ استفاده شد. در ابتدا اصلاحات رادیومتری به وسیله تبدیل اعداد دیجیتال DN به مقادیر تشعشع و تابش بالای جو انجام گردید. از این رو، کاربری زمین با بهره گیری از روش طبقه بندی جنگل تصادفی در سال های ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳ به چهار کاربری اراضی پهنه آبی، پوشش گیاهی متراکم، پوشش گیاهی تنک و زمین بایر طبقه بندی شد. سپس دقت طبقه بندی مورد پردازش قرار گرفت.

مدل ساده ای از درخت تصمیم به آسانی قابل اجرا می باشد لیکن به علت واریانس بالایی که دارد از صحت مناسبی برخوردار نیست. یکی از راه های غلبه بر این محدودیت، تولید انواع مختلفی از یک درخت تصمیم می باشد که در آن زیر مجموعه های متفاوتی از همان مجموعه آموزشی در چارچوب روش های مختلفی آموزش داده می شود (Breiman 2001: 10). جنگل تصادفی یک الگوریتم یادگیری ماشینی است که بر اساس درختان تصمیم گیری استوار است. درختان تصادفی به طبقه ای از الگوریتم های یادگیری ماشین تعلق دارند که طبقه بندی را به صورت مجموعه ای انجام می دهند. در این حالت با میانگین گیری از پیش بینی های چندین مدل پایه مستقل، پیش بینی هایی ارائه می گردد. الگوریتم جنگل تصادفی به دلایل تجاری، الگوریتم درخت تصادفی نامگذاری شده است. چارچوب این مدل به عنوان یک روش طبقه بندی و رگرسیون چند متغیره، به شکل موفقی عمل کرده است (Denil et al, 2014: 39). ساختار اصلی روش های مبتنی بر تصادفی سازی به این صورت است که این روش ها، اغتشاشات تصادفی را در فرایند یادگیری به کار می گیرند تا مدل های مختلفی را تولید کرده و از فرایند پیش بینی این مدل ها برای پیش بینی مجموعه ها استفاده نمایند (Louppe 2014: 172). به طور کلی، مدل درخت تصادفی بر خلاف ماشین بردار پشتیبانی می تواند ترکیبی از متغیرها را مدیریت کند. درخت تصادفی نسبت به مقیاس بندی داده ها حساسیت کمتری داشته است در حالی که مدل SVM اغلب قبل از آموزش و طبقه بندی نیازمند نرمال سازی داده ها می باشد. با این حال چنین عنوان شده که مدل SVM زمانی که مجموعه آموزشی کوچک باشد عملکرد بهتری دارد.

در این تحقیق برای برآورد شرایط بیوفیزیکی در کرانه رودخانه سفیدرود در محدوده رودبار، شاخص های NDBaI، NDVI، NDWI، MNDWI و SAVI به کار گرفته شد.

روند فزاینده فعالیت های گردشگری و کشاورزی در منطقه مورد مطالعه بر پوشش گیاهی این منطقه تاثیر گذاشته است. شاخص NDVI شاخص مفیدی برای اندازه گیری سرسبزی هر منطقه به شمار می آید (Sharma et al, 2013:424). راس و همکاران (۱۹۷۳) برای اولین بار برای تخمین زیست توده گیاهی از باندهای قرمز و مادون قرمز نزدیک استفاده کردند. باند قرمز در سنجنده TM و OLI متعلق به باندهای ۳ و ۴ بوده و باند مادون قرمز نزدیک در این سنجنده ها نشان دهنده باندهای ۴ و ۵ می باشد. این شاخص از طریق معادله زیر برآورد می گردد:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad \text{معادله (۱)}$$

از آنجایی که ماهیت کاربری زمین در این منطقه به پهنه های آبی وابسته است شاخص NDWI که توسط مک فیتز (۱۹۹۶) توسعه یافته است می تواند شاخص بهتری برای تحلیل رطوبت در سطح زمین باشد. برای تخمین این شاخص از باندهای سبز و مادون قرمز نزدیک استفاده شده و از طریق معادله زیر محاسبه می گردد:

$$NDWI = \frac{G - NIR}{G + NIR} \quad \text{معادله (۲)}$$

شاخص MNDWI مانند شاخص NDWI می باشد لیکن زو (۲۰۰۶) از باند مادون قرمز میانی (MIR) به جای باند مادون قرمز نزدیک (NIR) استفاده کرد. این باند به علت جذب نور بیشتری که دارد در تشخیص پهنه های آبی بهتر عمل می کند. برای نشان دادن باند MIR در سنجنده های TM و OLI به ترتیب از باندهای ۵ و ۶ استفاده می شود. مقادیر بالای مثبت نشان دهنده پهنه های آبی بوده و مقدار متوسط تا صفر، زمین های بایر یا کشاورزی را نشان می دهد در حالی که مقدار نزدیک به صفر یا منفی دلالت بر وجود پوشش گیاهی یا خاک داشته است. برای محاسبه این شاخص از معادله زیر استفاده شد.

$$NDWI = \frac{G - MIR}{G + MIR} \quad \text{معادله (۳)}$$

برای محاسبه وضعیت زمین بایر، شاخص NDBaI به کار گرفته شده است (Zhao et al, 2005: 1667). برای برآورد این شاخص از باندهای مادون قرمز موج کوتاه (SWIR) و مادون قرمز حرارتی (TIR) بهره گرفته شده و از طریق معادله زیر محاسبه شد.

$$NDWI = \frac{SWIR - TIR}{SWIR + TIR} \quad \text{معادله (۴)}$$

شاخص SAVI برای اولین بار توسط هویت (۱۹۸۸) برای استخراج پوشش گیاهی بدون دخالت پس زمینه خاک پیشنهاد گردید. بر این اساس، مقادیر ثابتی به معادله NDVI افزوده شده و معادله زیر ارائه شد.

$$NDWI = \frac{NIR - R + L}{NIR + R + L} \quad \text{معادله (۵)}$$

در این معادله L ضریب تنظیم پس زمینه خاک را نشان می دهد.

شاخص LST یک پارامتر مهم در زمینه فرایندهای سطح زمین به شمار می رود. تخمین LST از طریق داده های مادون قرمز حرارتی و کالیبره کردن داده های چند طیفی انجام می پذیرد (Zhao et al, 2013:65). در این تحقیق LST از دو داده مختلف لندست ۵ و ۸ به دست آمده است. مراحل محاسبه LST در زیر شرح داده شده است.

برای محاسبه دمای سطح زمین نیاز به کالیبره کردن تشعشعات طیفی بالای جو می باشد. در هر تصویر چند طیفی، داده هایی به صورت متادیتا ارائه شده که بر اساس آنها تابش طیفی TOA به صورت زیر محاسبه می گردد.

$$L_{\lambda} = G_{rescale} \cdot Q_{cal} + A_L \quad \text{معادله (۶)}$$

این فاکتورها در فایل متادیتا ارائه نشده اند. به علت در نظر گرفته نشدن فاکتور L_{λ} در اثرات جوی، تبدیل تصاویر از تابش طیفی L_{λ} به مقادیر بازتابی TB ضروری می باشد. این امر به تصحیح مقادیر تابش کمک کرده و به صورت معادله زیر بیان می گردد.

$$TB = \frac{k2}{\ln(\frac{k1}{L_{\lambda}} + 1)} - 273.15 \quad \text{معادله (۷)}$$

در این معادله، TB نشانه دمای روشنایی بوده و $L\lambda$ تابش طیفی را نشان می دهد. مقادیر k_1 و k_2 نیز به صورت ضرایب ثابت بوده و به ترتیب معادل $60/776$ و $1260/56$ می باشد. مقدار عددی $273/15$ نیز به منظور تبدیل درجه کلونین به درجه سلسیوس به کار گرفته شد (Xu et al, 2004:279).

تصحیح انتشار طیفی (E) مرحله مهمی در محاسبه مقادیر LST بوده است. مقادیر فوق را می توان از طریق ماهیت تغییر شکل زمین یا بر اساس محاسبه مقدار انتشار اصلاح کرد. بنابراین ضروریست که نسبت پوشش گیاهی (PV) محاسبه گردد. این پارامتر با استفاده از معادله زیر برآورد شد.

$$PV = \frac{\text{square}(NDVI - NDVI_{min})}{(NDVI_{max} - NDVI_{min})} \quad \text{معادله (۸)}$$

در این معادله آستانه پیکسل خاک در حد $0/2$ بوده و با $NDVI_{min}$ نمایش داده می شود. مقادیر آستانه پوشش گیاهی نیز در حد $0/7$ بوده است (Sobrino et al, 2004:437). مقادیر PV با استفاده از معادله زیر برای برآورد مقدار انتشار استفاده شد.

$$E = 0.004(PV) + 0.986 \quad \text{معادله (۹)}$$

در این معادله، E اشاره به انتشار از سطح زمین داشته و در محدوده بین $0/97$ و $0/99$ قرار دارد.

در نهایت، مقدار LST از باند حرارتی TIR در ماهواره های لندست ۵ و ۸ برآورد شده و برای محاسبه آن از معادله زیر استفاده شد.

$$LST = \frac{TB}{\left[1 + \left\{\left(\lambda \cdot \frac{TB}{P}\right) \ln(E\lambda)\right\}\right]} \quad \text{معادله (۱۰)}$$

در این معادله، LST دمای سطح زمین بر حسب سلسیوس و TB، دمای روشنایی بر حسب سلسیوس بوده و λ طول موج تابش ساطع شده بوده و معادل $11/45$ میکرومتر می باشد.

پس از تهیه نقشه کاربری اراضی برای اطمینان از تعداد پیکسل های طبقه بندی شده و میزان اشتباه، دقت آنها مورد ارزیابی قرار گرفت. برای انتخاب پیکسل های نسبتا یکدست در بین طبقات از روش نمونه گیری تصادفی استفاده شد. این پیکسل ها مستقل از پیکسل های انتخاب شده در مرحله آموزش بودند. تعداد پیکسل ها می تواند هزاران

عدد باشد. ضریب کاپا به عنوان یک شاخص آماری، پیکسل های طبقه بندی شده را با پیکسل های تصادفی مقایسه می کند. مقدار K بین -۱ تا +۱ متغیر است. در نتیجه، دقت طبقه بندی با افزایش مقدار کاپا افزایش می یابد.

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^n x_{ii} - \sum_{i=1}^n (x_i + x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^n (x_{i+} \cdot x_{+i})} \quad \text{معادله (۱۱)}$$

در اینجا n تعداد ردیف در ماتریس پراکنده، x_{ii} مجموع تعداد کل پیکسل ها در ردیف i و ستون i، x_{i+} تعداد کل پیکسل ها در ردیف i، x_{+i} تعداد کل پیکسل ها در ستون i و N تعداد پیکسل ها در ماتریس پراکنده می باشد. بر اساس تولید پیکسل های مرجع و پیکسل های طبقه بندی شده برای هر دوره زمانی، ماتریس پراکنده تولید شد. ضریب کاپا برای اطمینان از سطح مطلوب دقت طبقه بندی حائز اهمیت می باشد. این مقادیر دقت میزان تطابق بین پیکسل های طبقه بندی شده و مرجع را نسبت به آستانه قابل قبول ۸۵ درصد نشان می دهند (Anderson, 1976:82). در این تحقیق، عملکرد شاخص های طیفی با استفاده از همبستگی پیرسون و ضریب تعیین مورد آزمایش قرار گرفت. همبستگی پیرسون یک شاخص آماری برای برقراری روابط خطی بین دو متغیر می باشد. برای محاسبه این شاخص از رابطه زیر استفاده می شود:

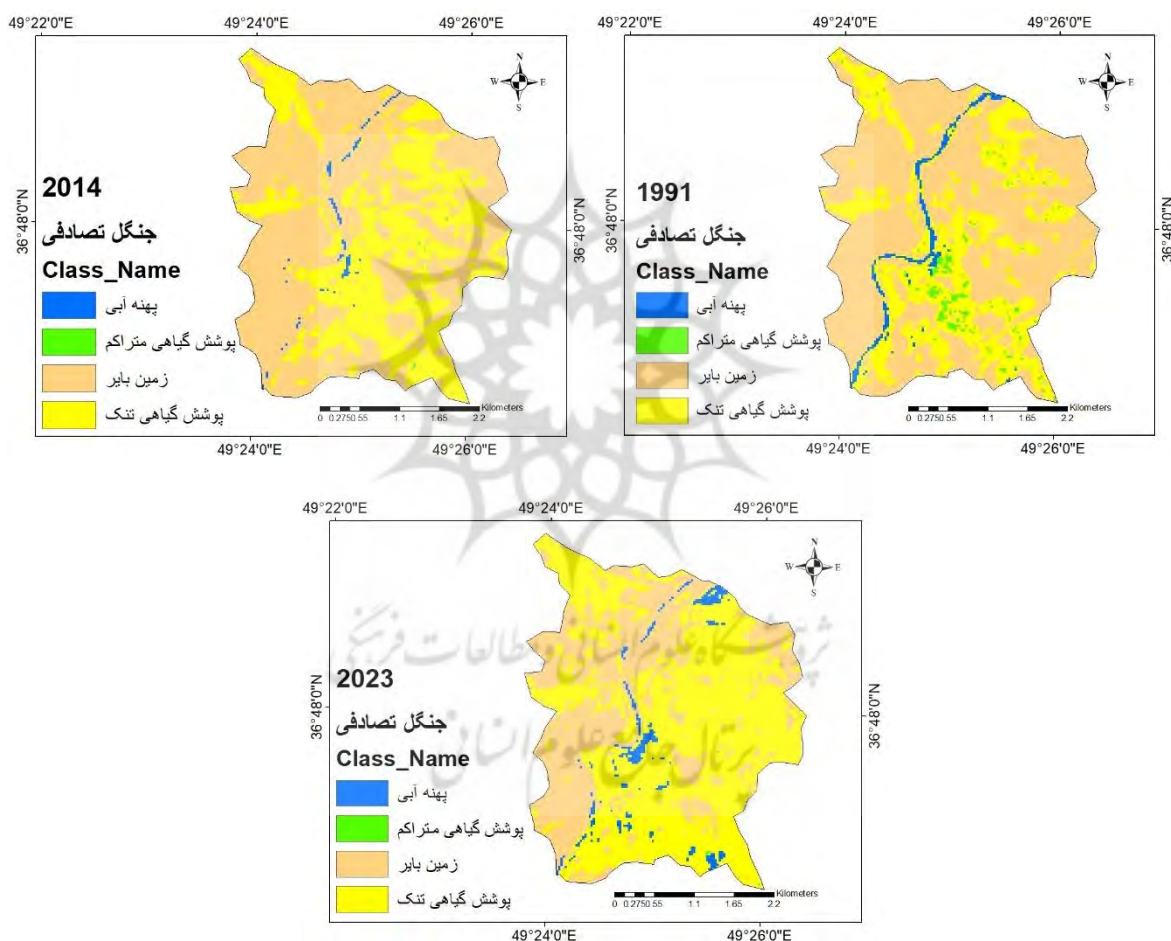
$$(A, B) = \frac{\sum m, n (A_{m,n} - M_A)(B_{m,n} - M_B)}{\sqrt{\sum m, n (A_{m,n} - M_A)^2 \sum m, n (B_{m,n} - M_B)^2}} \quad \text{معادله (۱۲)}$$

در این رابطه، MA و MB مقادیر میانگین دو تصویر A و B می باشند. در صورت امکان مقادیر پیرسون بایستی نزدیک به عدد ۱ باشد. تفاوت بین مقادیر پیرسون نشان دهنده کیفیت مکانی محاسبات خواهد بود.

بحث و نتایج

تغییرات مکانی و زمانی LULC در سال های ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳ در امتداد ساحل رودخانه سفیدرود به کلاس اصلی پوشش گیاهی متراکم، پوشش گیاهی تنک، زمین های بایر و پهنه آبی طبقه بندی شد. نتایج نشان دهنده تغییرات

سریع زمین های جنگلی در امتداد ساحل رودخانه سفیدرود بوده است. مقدار زیادی از زمین های جنگلی برای ساخت و ساز و کشاورزی استفاده شد که به افزایش میزان زمین های بایر در این منطقه کمک کرده است. در دسترس بودن منابع آب کافی توجه مردم محلی را به سمت فعالیت های توریستی و زراعی جلب کرده و کاربری زمین با رشد مداوم جمعیت و تقاضا بر منابع به سرعت تغییر یافت. در نقشه LULC سال ۱۹۹۱، پهنه آبی و پوشش گیاهی متراکم به ترتیب با مقادیر ۲/۲۳ و ۱/۴۶ درصد کمترین نسبت را داشتند. اما پوشش گیاهی متراکم در سال ۲۰۲۳ با نسبت ۰/۰۳ درصد کاهش قابل توجهی را نشان داده است. در طی ۳۲ سال پهنه آبی و پوشش تنک به ترتیب به مقادیر ۰/۳۶ و ۷/۸۳ کیلومتر مربع افزایش یافتند (جدول ۱). با این حال نقشه کاربری اراضی، کاهش اراضی بایر و پوشش گیاهی متراکم را نشان داد (شکل ۲). اراضی جنگلی در ۳۲ سال گذشته به اراضی زراعی و گردشگری تبدیل شده است.

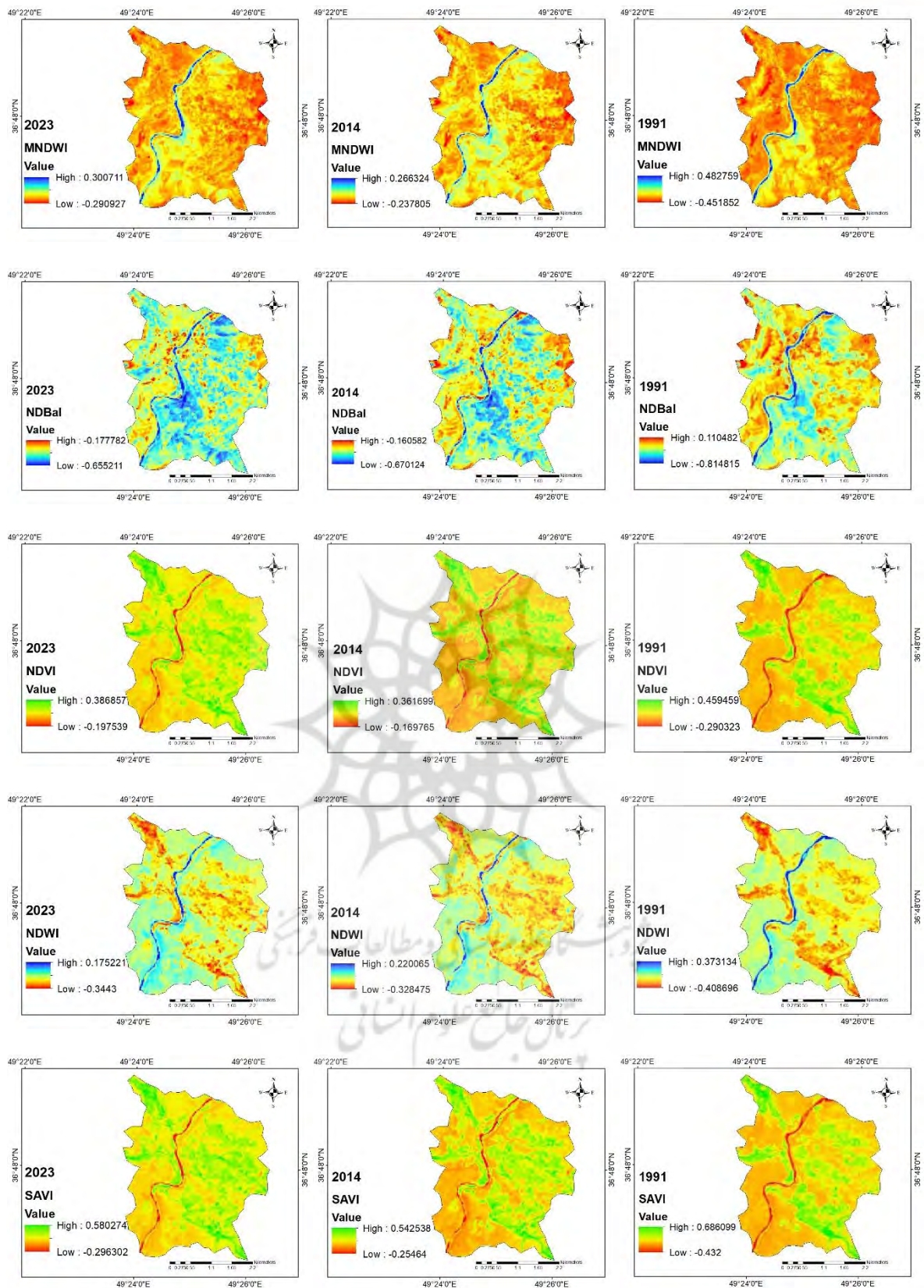


شکل ۲. طبقه بندی کاربری زمین بر اساس مدل جنگل تصادفی در سالهای ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳

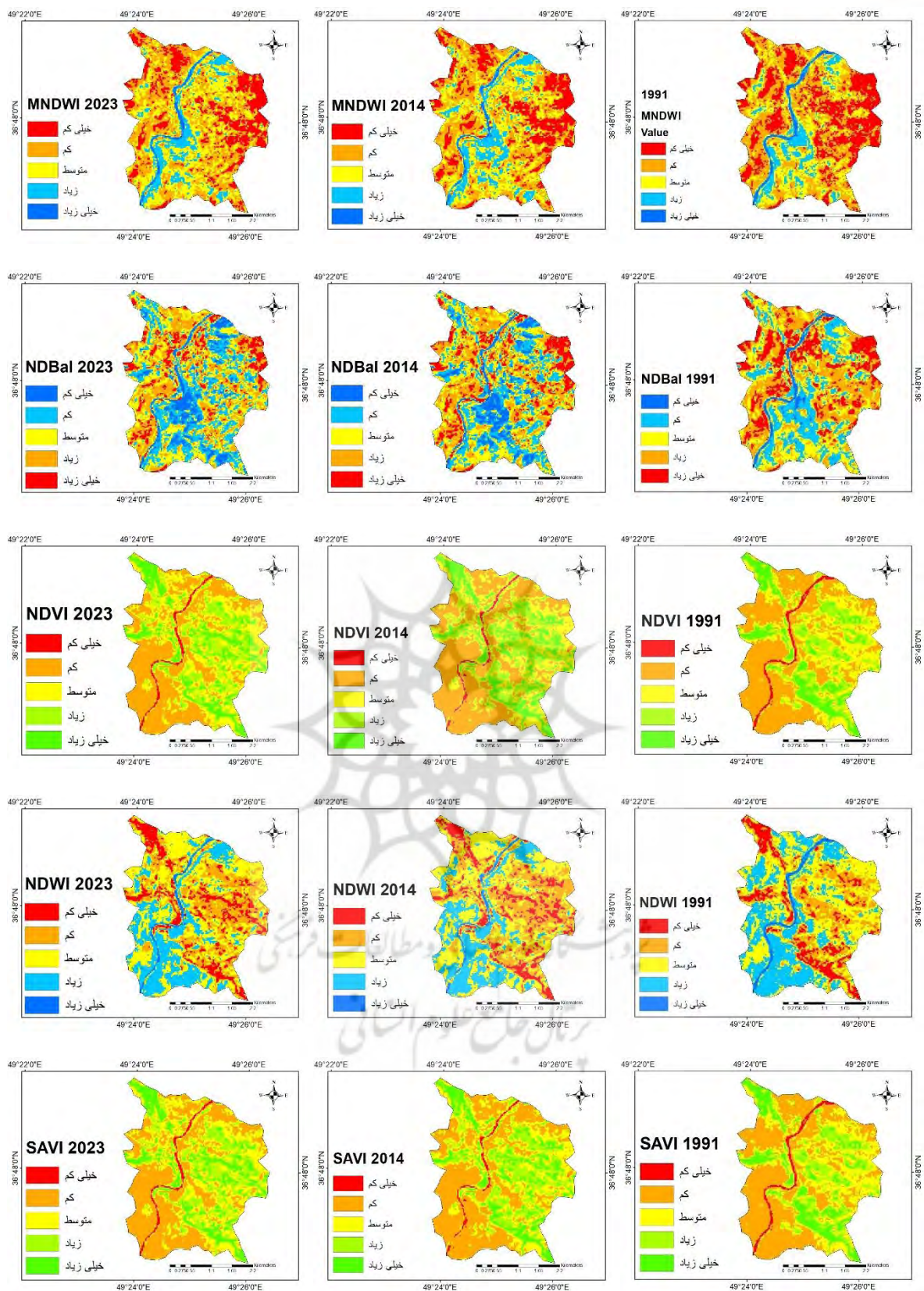
جدول ۱. مساحت کاربری های زمین در مدل جنگل تصادفی در سالهای ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳

کاربری	۱۹۹۱		۲۰۱۴		۲۰۲۳	
	مساحت (کیلومتر مربع)	درصد	مساحت (کیلومتر مربع)	درصد	مساحت (کیلومتر مربع)	درصد
پهنه آبی	۰/۲۹	۲/۲۳	۰/۰۹	۰/۶۹	۰/۳۶	۲/۷
پوشش گیاهی مترکم	۰/۱۹	۱/۴۶	۰/۰۷	۰/۰۵	۰/۰۴	۰/۰۳
پوشش گیاهی تنک	۴	۳۰/۷	۴/۸۹	۳۷/۶	۷/۸۳	۶۰/۲
زمین بایر	۸/۵۲	۶۵/۵	۸/۰۲	۶۱/۷	۴/۸۲	۳۷/۰۷

برای تحلیل تغییرات محیطی از پنج شاخص NDVI، SAVI، NDBaI، NDWI و MNDWI استفاده شد (شکل ۵). مشاهده شد که بیشترین مقادیر محاسبه شده NDVI برای سالهای ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳ به ترتیب ۱/۴۵، ۱/۴۲ و ۱/۴۴ کیلومتر مربع بوده که تغییر قابل توجهی را در پوشش های گیاهی انبوه نشان نمی دهد لیکن پوشش های گیاهی کم از ۵/۶۸ کیلومتر مربع در سال ۱۹۹۱ به ۴/۸۹ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۳ کاهش یافته که این امر دلالت بر توسعه زمین های کشاورزی داشته است. شاخص NDBaI نیز روند کاهشی را نشان می دهد به طوری که مناطقی که بیشترین زمین های بایر را داشته اند از ۲/۳۶ کیلومتر مربع در سال ۱۹۹۱ به ۱/۲۵ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۳ کاهش یافته اند. بنابراین پوشش گیاهی نیز در طول زمین های بایر افزایش یافت. برای افزایش دقت شاخص پوشش گیاهی از شاخص SAVI استفاده شد. روند افزایشی SAVI و NDVI افزایش فعالیتهای زراعی را توجیه می کند. شاخص های NDWI و MNDWI هر دو روند روبه کاهشی را دنبال می کنند که نشان دهنده توسعه سریع زمین های زراعی و مجتمع های گردشگری در امتداد رودخانه بوده است به طوری که پهنه های برخوردار از بیشترین منابع رطوبتی در هر دو شاخص MNDWI و NDWI در بازه زمانی ۳۲ سال از ۰/۳۲ و ۰/۳۳ کیلومتر مربع به ۰/۲۴ و ۰/۱۹ کیلومتر مربع کاهش یافته که بخش اعظم این کاهش در زمین های ساحل غربی رودخانه رخ داده است.



شکل ۳. مقادیر هر یک از شاخص های طیفی در بازه زمانی ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳

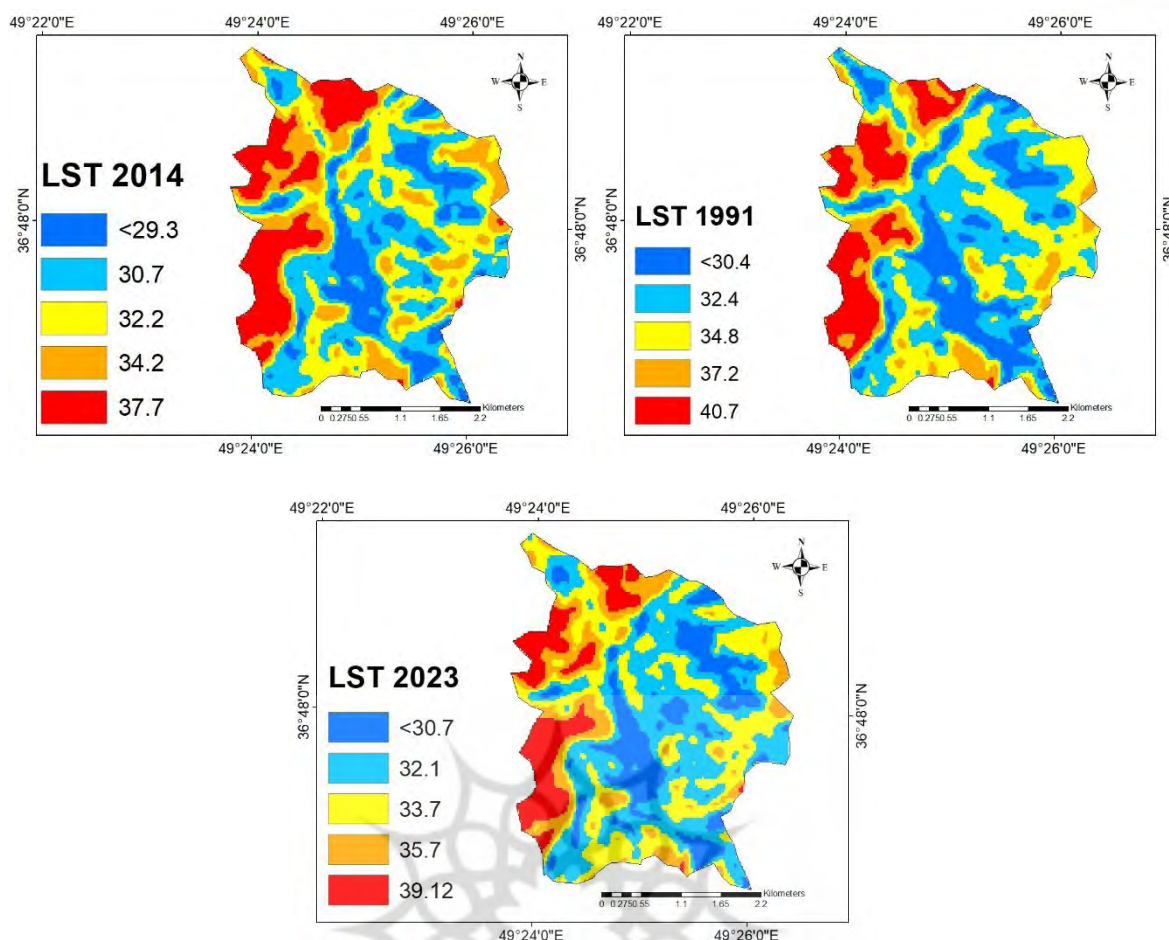


شکل ۴. شدت شاخص های طیفی در بازه زمانی ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳

جدول ۲. مساحت بخش های مختلف شاخص های طیفی در بازه زمانی ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳

شاخص	۱۹۹۱		۲۰۱۴		۲۰۲۳	
	آستانه	مساحت (KM2)	آستانه	مساحت (KM2)	آستانه	مساحت (KM2)
NDBaI	-۰/۵۸	۰/۴۰	-۰/۵	۱/۳۱	-۰/۵	۱/۲۶
	-۰/۴۶	۲/۶۹	-۰/۴۵	۲/۹	-۰/۴۵	۳/۲۷
	-۰/۳۸	۳/۴۶	-۰/۴۱	۳/۶۱	-۰/۴۱	۳/۸
	-۰/۳۰	۴/۰۹	-۰/۳۶	۳/۵۵	-۰/۳۵	۳/۴۲
	-۰/۱۱	۲/۳۶	-۰/۱۶	۱/۶۳	-۰/۱۷	۱/۲۵
SAVI	-۰/۱۴	۰/۳۱	۰/۰۲	۰/۱۹	۰	۰/۲۲
	۰/۰۲	۵/۶۸	۰/۱۴	۵/۱۸	۰/۱۴	۴/۸۹
	۰/۱۵	۳/۴۲	۰/۲۲	۳/۳۳	۰/۲۲	۳/۶۹
	۰/۳۱	۲/۱۵	۰/۳۱	۲/۸۹	۰/۳۲	۲/۷۵
	۰/۶۸	۱/۴۵	۰/۵۴	۱/۴۲	۰/۵۸	۱/۴۴
NDVI	-۰/۰۹	۰/۳۱	۰/۰۱	۰/۱۹	-۰/۰۰۵	۰/۲۲
	۰/۰۱	۵/۶۸	۰/۰۹	۵/۱۸	۰/۰۹	۴/۸۹
	۰/۱۰	۳/۴۲	۰/۱۴	۳/۳۳	۰/۱۴	۳/۶۹
	۰/۲۱	۲/۱۴	۰/۲۱	۲/۸۹	۰/۲۱	۲/۷۵
	۰/۴۵	۱/۴۵	۰/۳۶	۱/۴۲	۰/۳۸	۱/۴۴
NDWI	-۰/۱۸	۱/۴	-۰/۱۸	۱/۵۶	-۰/۱۸	۱/۶۱
	-۰/۱۰	۲/۶۹	-۰/۱۳	۳/۷۹	-۰/۱۳	۳/۳۹
	-۰/۰۳	۴/۸	-۰/۰۹	۴/۶۵	-۰/۰۸	۴/۷۸
	۰/۱۱	۳/۷۹	۰	۲/۸۳	۰	۳/۰۳
	۰/۳۷	۰/۳۳	۰/۲۲	۰/۱۸	۰/۱	۰/۱۹
MNDWI	-۰/۲۹	۳/۶۲	-۰/۱۵	۲/۶۶	-۰/۱۵	۲/۵۹
	-۰/۲۳	۴/۷۲	-۰/۱۱	۴/۵۴	-۰/۱۱	۴/۸۱
	-۰/۱۵	۳/۰۸	-۰/۰۶	۳/۸۸	-۰/۰۶	۳/۹۳
	۰/۰۴	۱/۲۷	۰/۰۳	۱/۷۱	۰/۰۵	۱/۴۳
	۰/۴۸	۰/۳۲	۰/۲۶	۰/۲۱	۰/۳	۰/۲۴

نتایج به دست آمده نشان داد که زمین های بایر به دلیل ظرفیت رطوبتی کمتر از دمای بالا برخوردار بوده و رودخانه سفیدرود دمای پایین تری را نشان دادند. دامنه دمایی کم به میزان ۲۹/۳ تا ۳۰/۷ درجه سانتیگراد در رودخانه سفیدرود و دامنه دمایی بالا به میزان ۳۷/۷ تا ۴۰/۷ درجه سانتیگراد در منطقه زمین ها بایر به ثبت رسیده است (شکل ۵). این امر بدین معنی است که LST در ۳۲ سال گذشته با رشد فعالیت های گردشگری و زراعی و کاهش زمین های جنگلی افزایش یافته است.

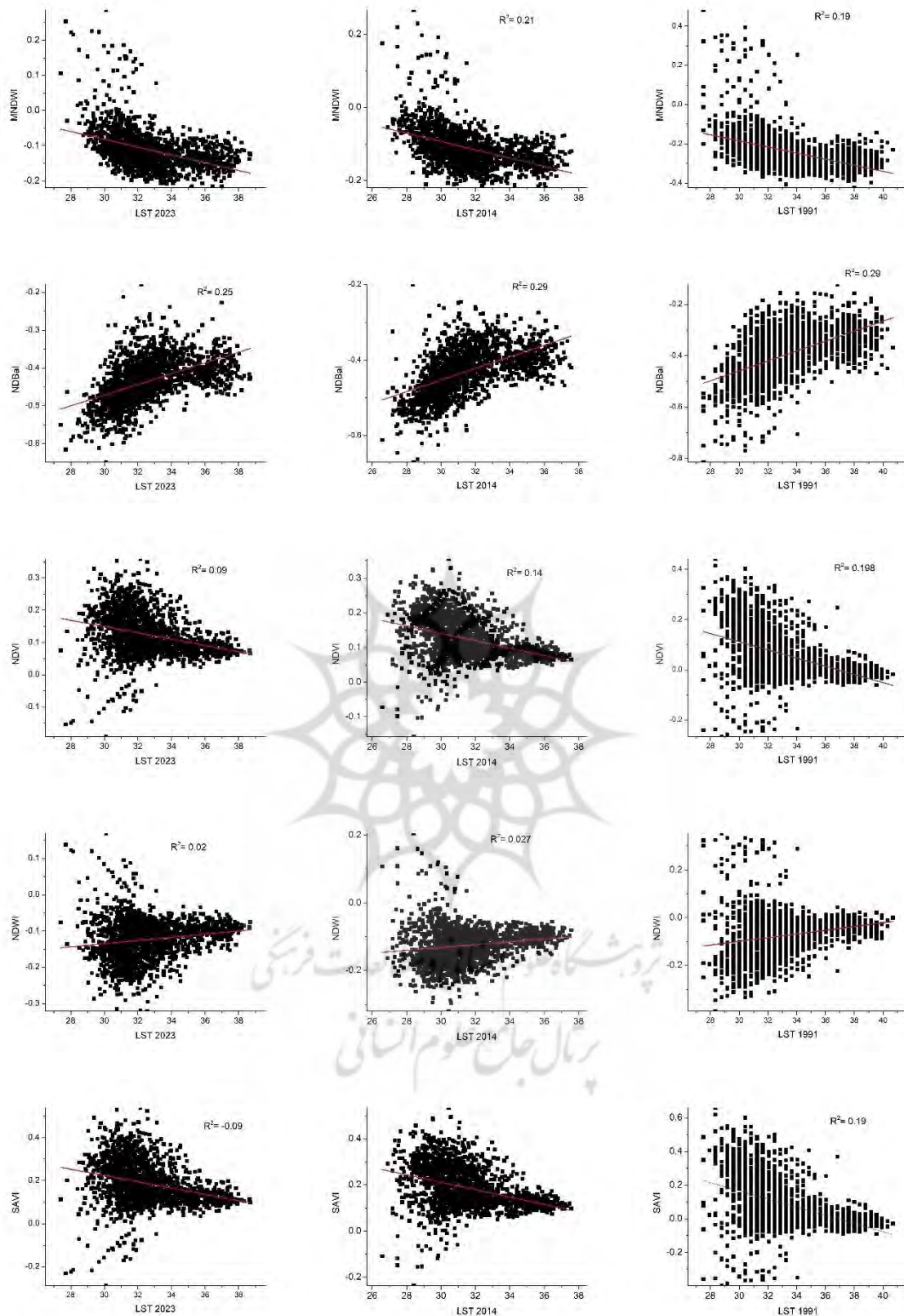


شکل ۵. وضعیت شاخص LST در سالهای ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳

جدول ۳. مساحت پهنه های دمایی در شاخص LST

۱۹۹۱		۲۰۱۴		۲۰۲۳	
دما به سانتیگراد	مساحت (KM2)	دما به سانتیگراد	مساحت (KM2)	دما به سانتیگراد	مساحت (KM2)
بیش از ۳۰/۴	۲/۱۹	بیش از ۲۹/۳	۱/۸۷	بیش از ۳۰/۷	۲/۰۲
۳۲/۴	۳/۹۷	۳۰/۷	۳/۶۲	۳۲/۱	۴/۳۱
۳۴/۸	۳/۶۵	۳۲/۲	۳/۴۵	۳۳/۷	۳/۵۴
۳۷/۲	۱/۵۲	۳۴/۲	۲/۱	۳۵/۷	۱/۶۲
۴۰/۷	۱/۶۷	۳۷/۷	۱/۹۸	۳۹/۱۲	۱/۵۱

شاخص LST به شناسایی اثرات زیست محیطی و تغییر الگوی چشم اندازها یاری می رساند. در این تحقیق از ضریب همبستگی پیرسون استفاده شد که به راحتی می تواند رابطه بین LST و شاخص های بیوفیزیکی را تخمین بزند. شاخص NDBaI در تمام سال ها با شاخص LST همبستگی مثبت داشته است زیرا افزایش زمین های بایر به افزایش دمای LST در کمربند ساحلی کمک می کند. رابطه مثبت بین این شاخص ها به دلیل دخالت عوامل انسانی بوده است.



شکل ۶. نمودار پراکنش شاخص های طیفی با شاخص LST

نتایج نشان داد که LST با شاخص های SAVI، NDVI و MNDWI همبستگی منفی دارد. در شکل ۶ مقدار همبستگی بین LST و سایر شاخص های بیوفیزیکی در سالهای ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳ نشان داده شد. مشاهده می شود که مقدار NDWI، SAVI و MNDWI از ۰/۲۴، ۰/۴۴ و ۰/۴۳ به ۰/۱۶، ۰/۳۰ و ۰/۴۱ کاهش یافتند. تمام مقادیر در سطح ۰/۰۱ معنی دار بوده اند.

جدول ۴. میزان ضریب همبستگی پیرسون و ضریب تعیین R2 در سال های ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳

شاخص	۱۹۹۱		۲۰۱۴		۲۰۲۳	
	ضریب پیرسون	R2	ضریب پیرسون	R2	ضریب پیرسون	R2
LST, SAVI	-۰/۴۴	۰/۱۹	-۰/۳۷	۰/۱۴	-۰/۳۰	۰/۰۹
LST, NDWI	۰/۲۴	۰/۰۵	۰/۱۶	۰/۰۲۷	۰/۱۶	۰/۰۲
LST, NDVI	-۰/۴۴	۰/۱۹۸	-۰/۳۷	۰/۱۴	-۰/۳۰	۰/۰۹
LST, NDBaI	۰/۵۴	۰/۲۹	۰/۵۴	۰/۲۹	۰/۵۱	۰/۲۵
LST, MNDWI	-۰/۴۳	۰/۱۹	-۰/۴۵	۰/۲۱	-۰/۴۱	۰/۱۷

در آخرین بخش از تحقیق به منظور بررسی میزان صحت شاخص های طیفی و مدل جنگل تصادفی برای هر یک از سال ها از ضریب کاپا استفاده شده و نتایج زیر به دست آمد.

جدول ۵. مقادیر ضریب کاپا برای شاخص های طیفی و مدل جنگل تصادفی در سال های ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳

پارامترهای صحت سنجی شده	۱۹۹۱	۲۰۱۴	۲۰۲۳
جنگل تصادفی	۰/۸۵	۰/۸۳	۰/۸۷
MNDWI	۰/۸۷	۰/۸۸	۰/۸۸
NDWI	۰/۷۹	۰/۸۱	۰/۷۸
NDBaI	۰/۸۱	۰/۸۳	۰/۸۳
NDVI	۰/۸۴	۰/۸۳	۰/۸۵
SAVI	۰/۸۳	۰/۸۲	۰/۸۴

بررسی ها نشان داد که شاخص MNDWI از بیشترین میزان ضریب کاپا برخوردار بوده و مقادیر ۰/۸۷ برای سال ۲۰۲۳ به دست آمد. در دومین جایگاه مدل جنگل تصادفی قرار داشت که در سال ۲۰۲۳ به مقادیر ۰/۸۷ دست یافت. همانطوری که در تصویر مربوط به کاربری اراضی این مدل مشاهده شد می توان به وضوح دید که این مدل در تشخیص و تفکیک آب گل آلود از زمین بایر با مشکلاتی همراه شده و در بخش هایی آن را با عنوان زمین بایر طبقه بندی کرده که این امر دقیق کاهش جزئی دقت این مدل بوده است. بررسی ها نشان داد که تفاوت بسیار جزئی بین

شاخص NDVI و SAVI موجود بوده و این امر نشان از این واقعیت دارد که استفاده از یکی از شاخص ها نیز می تواند کفایت نماید لیکن در این تحقیق، استفاده از این شاخص توانست به این نتیجه دست یابد که تصاویر پس زمینه خاک در آن منطقه نمی تواند مشکلی جدی در تشخیص پوشش گیاهی به شمار آید.

نتیجه گیری

این تحقیق بر تغییرات کاربری اراضی و تاثیر آن بر محیط زیست محلی تاکید داشته است. بر این اساس تغییرات مکانی و زمانی کاربری اراضی در سال های ۱۹۹۱، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۳ مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که LST توسط پوشش گیاهی و میزان رطوبت سطح خاک کنترل می شود. گیو و همکاران (۲۰۱۶) تحقیق مشابهی را در زمینه مورفولوژی شهری انجام دادند. تغییر سریع کاربری زمین و تبدیل زمینهای جنگلی به سطوح بایر در منطقه ساحلی باعث افزایش تدریجی LST شده است. از بین پنج پارامتر بیوفیزیکی، پارامترهای SAVI، NDVI و MNDWI با شاخص LST همبستگی منفی داشته اند. کاهش پوشش گیاهی و رطوبت باعث افزایش دمای سطح زمین شده است. شاخص NDBaI با شاخص LST همبستگی مثبت داشته است. بررسی ها و نتایج حاصل از مدل جنگل تصادفی نشان داد که پهنه های دارای پوشش گیاهی متراکم به نواحی برخوردار از پوشش گیاهی تنک تبدیل شده بودند و این امر با کاهش مقادیر شاخص MNDWI و NDWI در ساحل غربی رودخانه سفیدرود شده بود. شاخص MNDWI بیشترین تاثیر را بر شاخص LST بر جای گذاشته است. این امر در سواحل غربی مشهود می باشد. شاخص های مرتبط با پوشش گیاهی کمترین تاثیر را بر LST بر جای گذاشتند. علت عمده این پدیده تبدیل بخشی از پوشش های گیاهی متراکم به پوشش گیاهی تنک بوده است. البته تبدیل زمین های بایر به زمین های زراعی باعث کاهش دما در بخش های شرقی رودخانه شده است. عمده مجتمع های گردشگری نیز در همین بخش مستقر شده اند. بخش اعظم زمین های بایر نیز در بخش جنوبی رودخانه مشاهده گردید. بررسی ها نشان داد که هر دو بخش کرانه رودخانه سفید رود در منطقه رودبار به دلیل تغییر سریع زمین توسط عوامل انسانی، دگرگون شده است. برای کاهش این تاثیرات بر محیط زیست بایستی سیاستی مبتنی بر توسعه پایدار اتخاذ گردد.

منابع

- Anderson, J.R. 1976. Report- USGS Numbered Series-964. In: A Land Use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensor Data. US Government Printing Office.
- Ballanti, L., Byrd, K.B., Woo, I., Ellings, C. 2017. Remote sensing for wetland mapping and historical change detection at the Nisqually River Delta. Sustainability 9 (11), pp. 1919-1935.

- Bijeesh, T. V., & Narasimhamurthy, K. N. 2019, March. A Comparative Study of Spectral Indices for Surface Water Delineation Using Landsat 8 Images. In 2019 IEEE International Conference on Data Science and Communication (IconDSC), pp. 1-5.
- Breiman, Leo. 2001. Random Forests. *Machine Learning*. 45, pp. 5-32.
- Denil, M., Matheson, D., Freitas, N. 2014. Narrowing the Gap: Random Forests in Theory and in Practice. *Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning*, Beijing, China. *JMLR: W and P*. Vol.32. 9 pages.
- Dópido, I., Villa, A., Plaza, A., Gamba, P. 2012. A quantitative and comparative assessment of unmixing-based feature extraction techniques for hyperspectral image classification. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 5 (2), pp. 421– 435.
- Ghosh, S., Chatterjee, N.D., Dinda, S. 2018. Relation between urban biophysical composition and dynamics of land surface temperature in the Kolkata metropolitan area: a GIS and statistical based analysis for sustainable planning. *Modeling Earth Systems Environ.* <https://doi.org/10.1007/s40808-018-0535-9>.
- Gong, Y., Duan, B., Fang, S., Zhu, R., Wu, X., Ma, Y., Peng, Y. 2018. Remote estimation of rapeseed yield with unmanned aerial vehicle (UAV) imaging and spectral mixture analysis. *Plant Methods* 14 (1), 1–14.
- Huete, A.R.. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sens. Env.* 25 (3), 295–309.
- Jat, M.K., Garg, P.K., Khare, D. 2008. Monitoring and modelling of urban sprawl using remote sensing and GIS techniques. *Int. J. Appl. Earth Observ. Geoinformation* 10 (1), 26–43.
- Lary, D.J., Alavi, A.H., Gandomi, A.H., Walker, A.L. 2016. Machine learning in geosciences and remote sensing. *Geosci. Front.* 7 (1), pp. 3–10.
- Li, J. J., Wang, X. R., Wang, X. J., Ma, W. C., Zhang, H. 2009. Remote sensing evaluation of urban heat island and its spatial pattern of the Shanghai metropolitan area, China. *Ecol. Complex.* <https://doi.org/10.1016/j.ecocom.2009.02.002>.
- Liu, Y., Jiang, Y. 2020. Urban growth sustainability of Islamabad, Pakistan, over the last 3 decades: a perspective based on object-based backdating change detection. *GeoJournal*, pp. 1–21.
- Louppe, G. 2014. Understanding Random Forests, From Theory to Practice. University of Liège. Faculty of Applied Sciences. Department of Electrical Engineering and Computer Science. 223 pages.
- Mahato, S., Pal, S. 2021. Land surface thermal alteration and pattern simulation based on influencing factors of rural landscape. *Geocarto Int.* <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1920634>.
- Maity, B., Mallick, S.K., Rudra, S. 2020. Spatiotemporal dynamics of urban landscape in Asansol municipal corporation, West Bengal, India: a geospatial analysis. *GeoJournal*. <https://doi.org/10.1007/s10708-020-10315-z>.
- Mallick, S.K., Maity, B., Rudra, S. 2021. Aquaculture-based Water Quality Assessment and Risk Remediation along the Rasulpur River Belt, West Bengal. In: Shit, P.K. et al. (Eds.), *Spatial Modeling and Assessment of Environmental Contaminants, Environmental Challenges and Solutions*. Springer, pp. 213–231.
- Mallick, S.K., Rudra, S. 2021. Livelihood and environmental sustainability analysis using aquaculture-based indicators: a study on selected CD blocks of Purba Medinipur District, West Bengal. *Indian J. Geogr. Environ.* 17–18, 14–24.
- Mas, J.F., Flores, J.J. 2008. The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data. *Int. J. Remote Sens.* 29 (3), pp. 617–663.

- Maxwell, A.E., Warner, T.A., Fang, F. 2018. Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review. *Int. J. Remote Sens.* 39 (9), pp. 2784–2817.
- McFeeters, S.K. 1996. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *Int. J. Remote Sens.* 17 (7), 1425–1432.
- Mundia, C.N., Aniya, M. 2006. Dynamics of land use/cover changes and degradation of Nairobi city, Kenya. *Land Degradation Develop.* 17 (1), 97–108.
- Oommen, T., Misra, D., Twarakavi, N.K., Prakash, A., Sahoo, B., Bandopadhyay, S. 2008. An objective analysis of support vector machine-based classification for remote sensing. *Math. Geosci.* 40 (4), pp. 409–424.
- Pattanayak, S.P., Diwakar, S.K. 2018. Seasonal Comparative Study of NDVI, NDBI, and NDWI of Hyderabad City (Telangana) Based on LISS-III Image Using Remote Sensing and DIP. *Khoj: An International Peer Reviewed. J. Geogr.* 5 (1), pp. 78-92.
- Plaza, A., Du, Q., Bioucas-Dias, J.M., Jia, X., Kruse, F.A. 2011. Foreword to the special issue on spectral unmixing of remotely sensed data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 49 (11), pp. 4103–4110.
- Polykretis, C., Grillakis, M.G., Alexakis, D.D. 2020. Exploring the impact of various spectral indices on land cover change detection using change vector analysis: A case study of Crete Island, Greece. *Remote Sens.* 12 (2), pp. 319-334.
- Rawat, J.S., Biswas, V., Kumar, M. 2013. Changes in land use/cover using geospatial techniques: A case study of Ramnagar town area, district Nainital, Uttarakhand, India. *Egypt. J. Remote Sensing Space Sci.* 16 (1), 111–117. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2013.04.002>.
- Rokni, K., Ahmad, A., Selamat, A., Hazini, S. 2014. Water feature extraction and change detection using multitemporal Landsat imagery. *Remote Sensing* 6 (5), pp. 4173–4189.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W. 1973. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS (Earth Resources Technology Satellite). *Proceedings of 3rd Earth Resources Technology Satellite Symposium.*
- Senkal, O. 2010. Modeling of solar radiation using remote sensing and artificial neural network in Turkey. *Energy* 35 (12), pp. 4795–4801.
- Sharma, R., Ghosh, A., Joshi, P.K. 2013. Analyzing spatiotemporal footprints of urbanization on environment of Surat city using satellite-derived bio-physical parameters. *Geocarto Int.* 28 (5), 420–438.
- Sinha, P., Verma, N.K., Ayele, E. 2016. Urban built-up area extraction and change detection of Adama municipal area using time-series Landsat images. *Int. J. Adv. Remote Sens. GIS* 5 (8), pp. 1886–1895.
- Singha, S., Bellerby, T.J., Trieschmann, O. 2013. Satellite oil spill detection using artificial neural networks. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 6 (6), pp. 2355–2363.
- Sobrino, J.A., Jiménez-Muñoz, J.C., Paolini, L. 2004. Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5. *Remote Sens. Env.* 90 (4), 434–440. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.003>.
- Valenti, W.C., Kimpara, J.M., Preto, B.d.L., Moraes-Valenti, P. 2018. Indicators of sustainability to assess aquaculture systems. *Ecol. Ind.* 88, 402–413.
- Weng, Q., Liu, H., Liang, B., Lu, D. 2008. The spatial variations of urban land surface temperatures: pertinent factors, zoning effect, and seasonal variability. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 1 (2), 154–166. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2008.917869>.

- Wu, C. 2009. Quantifying high-resolution impervious surfaces using spectral mixture analysis. *Int. J. Remote Sens.* 30 (11), pp. 2915–2932.
- Wu, C., Murray, A.T. 2003. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. *Remote Sens. Environ.* 84 (4), pp. 493–505.
- Xu, H. 2006. Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Int. J. Remote Sens.* 27 (14), 3025–3033.
- Xu, H.Q., Chen, B.Q. 2004. Remote sensing of the urban heat island and its changes in Xiamen City of SE China. *J. Environ. Sci. (China)* 16 (2), 276–281.
- Zhao, H., Chen, X. 2005. Use of normalized difference bareness index in quickly mapping bare areas from TM/ETM+. In: *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005. IGARSS'05*, 3, 1666–1668.
- Zhong, Y., Wang, X., Zhao, L., Feng, R., Zhang, L., Xu, Y. 2016. Blind spectral unmixing based on sparse component analysis for hyperspectral remote sensing imagery. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 119, PP. 49–63.
- Zhao, S., Song, K., Gui, F., Cai, H., Jin, W., Wu, C. 2013. The energy ecological footprint for small fish farm in China. *Ecol. Ind.* 29, 62–67.
- Ziaul, S., Pal, S. 2016. Image based surface temperature extraction and trend detection in an urban area of West Bengal, India. *J. Environ. Geogr.* 9 (3–4), 13–25.

