



جغرافیا و روابط انسانی، بهار ۱۴۰۳، دوره ۶، شماره ۴، صص ۴۴۹-۴۲۳

بررسی پهنه های متأثر از سیل خوزستان در بازه زمانی ۱۶ اسفند ۱۳۹۷ تا ۴ اردیبهشت ۱۳۹۸
با استفاده از شاخص های NDVI، NDBaI و NDWI و تحلیل روند تخریب تالاب هورالعظیم از
سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۲ با بهره گیری از مدل جنگل تصادفی (RTC)

مهدی فیض اله پور

استادیار گروه جغرافیا، دانشگاه زنجان

Email: feyzolahpour@znu.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۰/۰۷

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۶/۰۲

چکیده

پهنه آبی تالاب هورالعظیم یکی از منابع آبی مرزی ایران و عراق است که در سالهای اخیر شاهد وقوع سیل های شدید و کاهش شدید سطح آب بوده و بحران های زیست محیطی را به شکل خشکسالی، نابودی مزارع و طوفان های گرد و غبار تجربه کرده است. در این تحقیق برای بررسی روند تغییرات تالاب هورالعظیم در سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳ از الگوریتم جنگل تصادفی استفاده شده و در کنار آن برای بررسی گسترش پهنه های آبی ناشی از سیل فروردین ۱۳۹۸ از شاخص های طیفی NDVI، NDWI و NDBaI در بازه زمانی ۷ مارس، ۸ آوریل و ۲۴ آوریل ۲۰۱۹ بهره گرفته شد. با کاهش سطح تالاب، دمای ۷۷ درجه سانتیگراد در ماه می ۲۰۲۳ در برخی نقاط شمال شرق تالاب به ثبت رسید. شاخص LST با شاخص NDBaI بیشترین همبستگی مثبت را به میزان ۰/۷۲ در ۷ مارس ۲۰۱۹ نشان داده و بیشترین همبستگی منفی بین شاخص NDVI و LST به میزان -۰/۷۳ در سال ۲۰۰۰ به دست آمد. سطح تالاب هورالعظیم در سال ۲۰۰۰ معادل ۲۵۶ کیلومتر مربع بوده و این میزان در سال ۲۰۲۳ به ۷۸۰ کیلومتر مربع افزایش یافت. با این وجود در زمان وقوع سیل فروردین ۱۳۹۸ در بیشترین شدت سیل، سطح آب تالاب به همراه آب خروجی رودخانه کرخه به ۳۲۰۰ کیلومتر مربع افزایش یافته است. در زمان وقوع سیل، پوشش گیاهی کمترین میزان خود را تجربه کرده و بیشترین مساحت که به میزان ۱۱۸۴۳ کیلومتر مربع اختصاص به زمین های بایر داشته است. نتایج نشان می دهد که مدل جنگل تصادفی با دقت بالایی انواع مختلف کاربری ها را تشخیص داده است.

کلمات کلیدی: شاخص طیفی، سیل، دمای سطح زمین، جنگل تصادفی، تالاب هورالعظیم.



مقدمه

دشت های سیلابی اکوسیستم های ارزشمندی هستند که عملکردهای مهمی را انجام داده و مکان ها را برای سکونتگاه ها و تولید غذا مهیا می سازند. دشتهای سیلابی به عنوان یکی از در معرض خطرترین اکوسیستم ها در سراسر جهان در نظر گرفته می شوند. این اکوسیستم ها با تخریب رودخانه ها و افزایش فشار کاربری زمین مواجه هستند. این مناطق به طور گسترده در سراسر جهان کشت شده و به عنوان منبع اصلی درآمد در خاورمیانه و آسیای جنوب شرقی عمل می کنند (Tockner et al, 2008; El Bastawesy et al, 2013; Qureshi et al, 2008). دشت های سیلابی به علت تحرک رودخانه ها در معرض تغییرات فصلی و دوره ای قرار گرفته و باعث تغییر در الگوی کاربری زمین می شوند. تحقیقات در زمینه تغییر کاربری زمین از منظر تغییرات جهانی و توسعه پایدار حائز اهمیت بوده و روابط بین انسان و زمین را نمایش می دهد (Jiyuan et al, 2010). تشخیص تغییر کاربری و پوشش زمین مستلزم داده های دقیق از هر منطقه می باشد (محمد و همکاران، ۲۰۱۴). در این راستا داده های سنجش از دور با ارائه داده های به موقع و دقیق، اطلاعات مورد نیاز را فراهم می کنند. بر خلاف نقشه برداری های سنتی، سنجش از دور یک نمای همدید از سطوح بزرگتر را در بازه های زمانی مختلف ارائه داده و از این رو اطلاعات بیشتری در مورد الگوهای کاربری زمین در زمانی کمتر و به روشی مقرون به صرفه تر ارائه می دهد (Rogan et al, 2004; Yuan et al, 2005). داده های سنجش از دور همراه با تکنیک های GIS بطور موثری توسط بسیاری از محققان برای تشخیص تغییرات در کاربری و پوشش زمین استفاده شده است (Coppin et al, 2004; Xu, 2004; Xia and Zhang, 2008; Chen et al, 2007). تحقیقات مختلفی بر روی ارزیابی تاثیر بلایای سیل بر گروه های مختلف مردم و جوامع متمرکز شده و مشاهده شد که قشر فقیر بیشترین آسیب را متحمل می شوند (Schmuck et al, 1996; Rashid, 2000; Rasid and Haider, 2003). تکنیک های مدرن سنجش از دور پتانسیل فوق العاده ای را برای نظارت و مدیریت تغییرات دینامیکی آب های سطحی دارا بوده و در استخراج پارامترهای هیدرولوژیکی و مدلسازی بیلان آب به کار گرفته می شوند (El-Gamily et al, 2010).

در تشخیص تغییرات کاربری زمین تکنیک های مختلفی از قبیل تحلیل تغییرات طیفی (Wu and Murray, 2003; Gong et al, 2019; Wu, 2019; Maxwell et al, 2018)، ماشین بردار پشتیبانی (al, 2018; Wu, 2019; Senkal, 2010; Singha)، شبکه های عصبی مصنوعی (Senkal, 2010; Singha)، مدل های مبتنی بر عدم اختلاط طیفی (Zhong et al, 2016; Dópido et al, 2012; Plaza et al, 2013; Mas et al, 2008).

al, 2011) مورد استفاده قرار گرفته است. روش های مبتنی بر شاخص های طیفی رایج ترین و پرکاربردترین این تکنیک ها به شمار می آیند. علت این امر اجرای آسان آن و نتایج قابل اعتمادی است که تولید می کنند (Bijeesh et al, 2019). این شاخص ها از ترکیب باندهای مختلف برای تولید تصاویر چند طیفی بهره می گیرند (Polykretis et al, 2020). مک فیتز^۱ (۱۹۹۶) با استفاده از مادون قرمز نزدیک (NIR) و باند سبز ماهواره لندست، شاخص تفاوت نرمال شده آب را پیشنهاد کردند. زو^۲ (۲۰۰۶) شاخص پیشنهاد شده توسط مک فیتز (۱۹۹۶) را با جایگزینی باند مادون قرمز میانی با باند NIR اصلاح کرد. گائو^۳ (۱۹۹۶) مدلی از NDWI را برای بررسی آب مایع پوشش گیاهی معرفی نمود. راجرز^۴ و کرنی (۲۰۰۴) با استفاده از باند قرمز و مادون قرمز موج کوتاه در سنجنده TM ماهواره لندست مدلی از NDWI را معرفی کردند. زیائو^۵ و همکاران (۲۰۰۵) با استفاده از باند NIR و SWIR در ماهواره MODIS، شاخص آب سطحی (LSWI) را معرفی کردند. اوما و تاتیسی^۶ (۲۰۰۶) برای استخراج لبه خط ساحلی و با استفاده از شاخص رطوبت (TCW) و NDWI در سنجنده TM و ETM+، شاخص جدید آب (WI) را پیشنهاد کردند. وو^۷ و همکاران (۲۰۰۸) برای استخراج اطلاعات پهنه آبی، روش ترکیبی جدیدی را معرفی کردند. این روش مبتنی بر ترکیب رابطه طیفی بین باندهای مختلف با شاخص TCW و حذف سایر پدیده ها با استفاده از روش طبقه بندی حداکثر احتمال می باشد. لی و زو^۸ (۲۰۰۹) روشی را برای شناسایی پهنه های آبی نواحی کوهستانی (MEWI) از طریق شاخص تفاوت نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI) و باند قرمز ماهواره ای MODIS ارائه کردند. جی^۹ و همکاران (۲۰۰۹) برای شبیه سازی داده های سنجنده های ماهواره ای از داده های طیفی استفاده کرده و مقدار NDWI را از طریق نسبت تفاضل باند سبز و مادون قرمز موج کوتاه به جمع این باندها محاسبه کرده و مشاهده کردند که باند SWIR از آستانه پایداری برخوردار است. لینگ^{۱۰} و همکاران (۲۰۱۰) با هدف استخراج اطلاعات تالاب های ساحلی و برای شناسایی پهنه های آبی از شاخص ترکیبی NDVI و NIR استفاده کردند. لو^{۱۱} و همکاران (۲۰۱۱) با استفاده از تصاویر ماهواره ای HJ-1A1B و از طریق ترکیب شاخص NDVI و NDWI با باند NIR، روش نقشه برداری یکپارچه آب را پیشنهاد کردند. قوش^{۱۲} و دی (۲۰۲۱) با استفاده از روش نسبت فراوانی، منطق فازی، رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی به ارزیابی شدت سیلاب در دلتای سونداربان هند پرداختند. نتایج نشان داد که مدل منطق فازی و جنگل

¹ McFeeters

² Xu

³ Gao

⁴ Rogers

⁵ Xiao

⁶ Ouma

⁷ Wu

⁸ Li

⁹ Ji

¹⁰ Ling

¹¹ Lu

¹² Ghosh

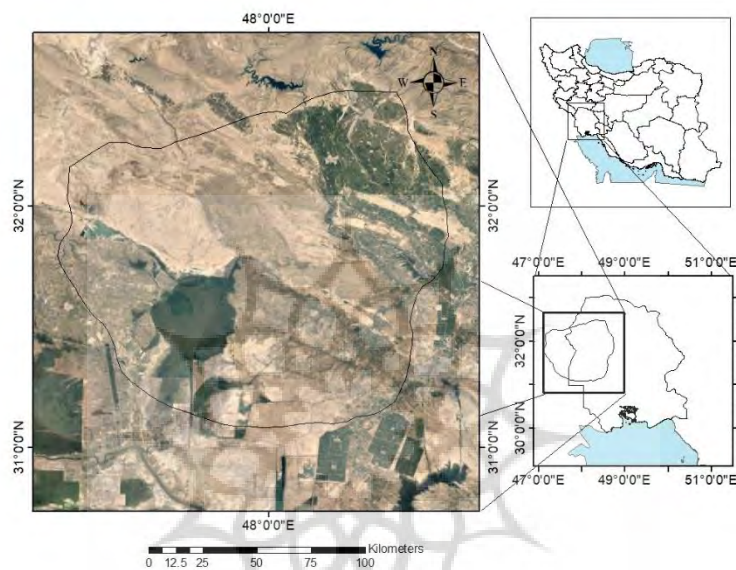
تصادفی نسبت به دو مدل دیگر به نتایج بهتری دست یافته است. بیلا^۱ و همکاران (۲۰۲۳) برای ارزیابی خسارات سیلاب ها از مدل جنگل تصادفی و ماهواره های سنتینل ۱ و ۲ استفاده کردند. نتایج نشان داد که ۷۲ درصد از منطقه مورد مطالعه در طول سیلاب تحت تاثیر قرار گرفته اند. در ایران تحقیقات کمی در مورد استفاده از الگوریتم های ماشین یادگیری از جمله مدل جنگل تصادفی و شاخص های طیفی در زمینه بررسی وضعیت سیلاب انجام گرفته است. آوند و همکاران (۱۳۹۹) با استفاده از مدل یادگیری ماشین جنگل تصادفی و مدل خطی تعمیم یافته نیزین به تهیه نقشه حساسیت سیل پرداختند. نتایج نشان داد که سه فاکتور ارتفاع، فاصله از رودخانه و شیب به ترتیب بیشترین تاثیر را در سیل گیری منطقه مورد مطالعه داشته اند. اسلامی نژاد و همکاران (۱۴۰۰) به منظور پیش بینی خطر سیل از مدل های هوش مصنوعی مبتنی بر درخت تصمیم گیری بهره گرفتند. نتایج نشان داد که مدل RF نسبت به مدل های NBTREE و ADTREE به نتایج بهتری دست می یابد. سلیمانی و همکاران (۱۴۰۰) جهت پایش خسارت سیلاب فروردین ۱۳۹۹ در جنوب کرمان از الگوریتم جنگل تصادفی استفاده کردند. نتایج حاکی از صحت بالای روش طبقه بندی جنگل تصادفی نسبت به سایر الگوریتم ها داشته است. استان خوزستان یکی از مناطقی است که در بارش های فروردین ۱۳۹۸ با سیل های گسترده ای مواجه شد که نتیجه آن تخریب زیرساخت ها و خطوط ارتباطی گردید. در کنار این پدیده در سال های اخیر تحولات سیاسی، نابسامانی اوضاع داخلی کشور عراق، جنگ عراق و نیروهای بین المللی به رهبری ایالات متحده و ظهور داعش باعث تخریب محیط زیست عراق از جمله تالاب هور العظیم گردیده است. این رخداد علاوه بر افزایش طوفان های گرد و غبار، استان های غربی از جمله استان خوزستان را با خطر مواجه کرده است. بر این اساس در این تحقیق گسترش پهنه آبی ناشی از سیلاب در روزهای ۷ مارس، ۸ آوریل و ۲۴ آوریل ۲۰۱۹ که مصادف با فروردین ماه سال ۱۳۹۸ می باشد با استفاده از شاخص های طیفی NDVI، NDWI و NDBaI مورد بررسی قرار گرفت. علاوه بر این روند تخریب تالاب هورالعظیم از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳ به وسیله مدل الگوریتم جنگل تصادفی (RTC) مورد مطالعه قرار گرفت. در نهایت تاثیر تخریب این تالاب و اثرات آن بر دمای سطح زمین و ارتباط شاخص LST با شاخص های طیفی مورد استفاده در این تحقیق محاسبه شد.

منطقه مورد مطالعه

استان خوزستان به مساحتی معادل ۶۴۰۵۷ کیلومتر مربع دو حوضه آبریز کارون و کرخه را در خود جای داده است. میانگین بارش درازمدت سالانه در این استان معادل ۳۵۸ میلیمتر می باشد. این دو حوضه به خلیج فارس و دریای عمان می ریزند. حوضه کرخه از وسعتی معادل ۵۱۴۰۰ کیلومتر مربع برخوردار است. رود کرخه از کوه های زاگرس سرچشمه گرفته و

¹ Billah

پس از طی مسافتی معادل ۷۵۵ کیلومتر به تالاب هورالعظیم می ریزد. رژیم بارشی نامنظم این مناطق را مستعد وقوع سیل کرده است (سلیمانی و درویشی، ۱۳۹۹). تالاب هورالعظیم بخشی از تالاب دائمی در بین النهرین است که در مرز بین ایران و عراق واقع شده است. بخش شرقی تالاب در خاک ایران و در نزدیکی روستای چزابه قرار گرفته است. بخش شمالی این تالاب در مجاورت روستای سوله واقع شده است. مساحت این تالاب ۳۰۰۰ کیلومتر مربع می باشد که از این میزان یک سوم آن در خاک ایران قرار دارد. ظرفیت تالاب در بخش ایرانی حدود ۱۰۵۵ میلیون متر مکعب می باشد(دولت آبادی و همکاران، ۱۳۹۹).



شکل ۱. منطقه مورد مطالعه در محدوده تالاب هورالعظیم و خروجی رود کرخه

مواد و روش ها

هدف از این تحقیق بررسی گسترش پهنه های آبی در واقعه سیل فروردین ۱۳۹۸ و روند تخریب تالاب هورالعظیم از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳ می باشد. لذا برای بررسی رخداد سیل، از تصاویر ماهواره ای لندست در روزهای ۷ مارس، ۸ آوریل و ۲۴ آوریل سال ۲۰۱۹ استفاده شد. در کنار آن برای بررسی روند خشک شدن تالاب هورالعظیم تصاویر ماهواره ای لندست در سال ۲۰۰۰ و ۲۰۲۳ از سایت سازمان زمین شناسی آمریکا دانلود شد. بازه فوق تصاویر دو ماهواره لندست ۵ و ۸ را در بر می گیرد. باندهای ماهواره ای فوق در جدول زیر نشان داده شده است.

جدول ۱: خصوصیات باندهای استفاده شده از ماهواره های لندست ۵ و ۸

سنجنده	تاریخ تصویربرداری	باند	توان تفکیک	طول موج
TM لندست ۵	۲۰۰۰/۵/۲۱	باند ۱	۳۰ متر	آبی
		باند ۲	۳۰ متر	سبز
		باند ۳	۳۰ متر	قرمز
		باند ۴	۳۰ متر	مادون قرمز نزدیک
		باند ۵	۳۰ متر	مادون قرمز موج کوتاه
		باند ۶	۱۲۰ متر	حرارتی
		باند ۷	۳۰ متر	مادون قرمز موج کوتاه
OLI و TIRS لندست ۸	۲۰۱۹/۳/۷ ۲۰۱۹/۴/۸ ۲۰۱۹/۴/۲۴ ۲۰۲۳/۵/۲۱	باند ۱	۳۰ متر	گرد و غبار، ساحل
		باند ۲	۳۰ متر	آبی
		باند ۳	۳۰ متر	سبز
		باند ۴	۳۰ متر	قرمز
		باند ۵	۳۰ متر	مادون قرمز نزدیک
		باند ۶	۳۰ متر	مادون قرمز موج کوتاه
		باند ۷	۳۰ متر	مادون قرمز موج کوتاه
		باند ۱۰	۱۰۰ متر	مادون قرمز حرارتی

برای بررسی کاربری ها در زمان وقوع سیل، کاربری های پهنه آبی، زمین بایر و پوشش گیاهی توسط شاخص های طیفی NDVI، NDWI و NDBaI محاسبه و ترسیم شد. شاخص NDVI که با عنوان تفاوت نرمال شده پوشش گیاهی نیز شناخته می شود توسط توکرا^۱ و همکاران (۲۰۰۸) پیشنهاد شد. این شاخص از دو باند مادون قرمز نزدیک و باند قرمز بهره می گیرد. این باندها در ماهواره لندست ۵ و ۸ از یکدیگر مجزا می باشند. مقادیر حاصله در بین +۱ و -۱ قرار می گیرد. مقادیر نزدیک به +۱ نشانه تراکم بالای پوشش گیاهی بوده و عکس آن نشانه فقر پوشش گیاهی می باشد. برای برآورد آن از معادله زیر استفاده می شود.

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

¹ Tockner

شاخص NDWI با عنوان شاخص تفاوت نرمال شده آب شناخته شده و توسط مک فیتز^۱ (۱۹۹۶) پیشنهاد گردید. این شاخص از باندهای مادون قرمز نزدیک و باند سبز بهره می گیرد. مقادیر فوق نیز در بین +۱ و -۱ قرار می گیرند. مقادیر نزدیک به +۱ نشانه پهنه های آبی می باشد. برای برآورد آن از معادله زیر استفاده می شود.

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

آخرین شاخص طیفی استفاده شده در این تحقیق شاخص NDBaI یا شاخص تفاوت نرمال شده زمین های بایر می باشد. این شاخص توسط زائو^۲ (۲۰۰۵) پیشنهاد گردید. در این شاخص از باندهای مادون قرمز موج کوتاه و باند حرارتی استفاده شد. در ماهواره لندست ۵، باند ۶ معرف باند حرارتی بوده و در ماهواره لندست ۸ باند ۱۰ معرف باند حرارتی می باشد. برای محاسبه این شاخص از معادله زیر استفاده می شود.

$$NDBaI = \frac{SWIR1-TIR}{SWIR1+TIR} \quad \text{معادله (۳)}$$

شاخص های فوق اطلاعاتی را در مورد وضعیت پوشش گیاهی، پهنه های آبی و زمین های بایر فراهم می آورند. مقادیر فوق برای سال های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۳ و همچنین روزهایی که منطقه درگیر سیل بوده برآورد شد. این شاخص ها بر روی دمای سطح زمین تاثیر گذاشته و با افزایش گرمای محیط، مشکلات زیست محیطی قابل توجهی را ایجاد می کنند لذا دمای سطح زمین (LST) با استفاده از معادلاتی محاسبه می گردد.

مقادیر LST با استفاده از باند TIRS ماهواره لندست و معادله زیر تخمین زده می شود (آرتیس^۳ و همکاران، ۱۹۸۲):

$$L\lambda = \text{Radiance Multiband} * DN + \text{Radiance Addband} \quad \text{معادله (۴)}$$

در این معادله، $L\lambda$ نشان دهنده تابش طیفی بوده است.

مقادیر دمای روشنایی نیز از طریق معادله زیر برآورد می گردد:

$$TB = \frac{K2}{\ln\left(\frac{K1}{L\lambda}\right)+1} \quad \text{معادله (۵)}$$

در این معادله، TB دمای روشنایی بر حسب کلونین و $L\lambda$ تابش طیفی بوده و K1 و K2 ضرایب ثابت هستند. در لندست ۸ مقادیر K1 و K2 به ترتیب معادل ۷۷۴/۸۹ و ۱۳۲۱/۰۸ بوده و برای لندست ۷ معادل ۶۶۶/۰۹ و ۱۲۸۲/۷۱ می باشد. در لندست ۵ نیز این میزان به ترتیب معادل ۶۰۷/۷۶ و ۱۲۶۰/۵۶ به دست آمد.

¹ McFeeters

² Xiao

³ Artis

برای محاسبه نسبت پوشش گیاهی (FV) نیز از معادله زیر استفاده می شود.

$$FV = \left(\frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \right)^2 \quad \text{معادله (۶)}$$

در این معادله از مقادیر حداقل و حداکثر NDVI بهره گرفته شده است.

برای محاسبه انتشار سطح زمین (E) از معادله زیر استفاده می شود.

$$E = 0.004 * FV + 0.986 \quad \text{معادله (۷)}$$

در نهایت مقادیر LST از معادله زیر بدست می آید.

$$LST = \frac{TB}{1 + (\lambda \sigma TB / (hc)) \ln E} \quad \text{معادله (۸)}$$

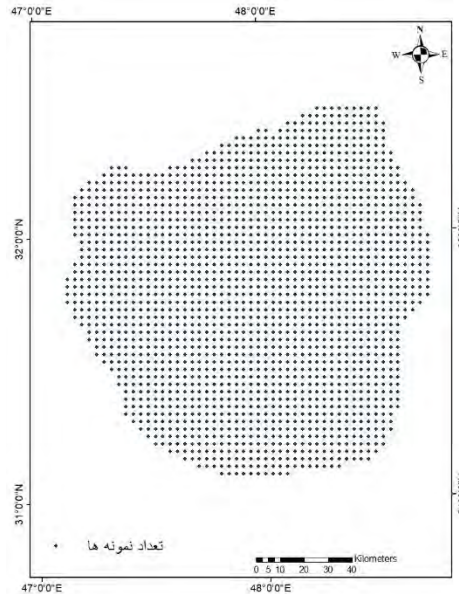
در این معادله λ طول موج موثر، σ ضریب ثابت استفان بولتزمن، h ضریب پلانک و C سرعت نور بر حسب متر بر ثانیه می باشد.

برای بررسی تاثیر هر یک از شاخص های طیفی بر روی شاخص LST، نمودار پراکنش بین LST و این شاخص ها ترسیم شده و مقادیر همبستگی پیرسون و R2 برآورد می گردد. به این منظور در نرم افزار Arc GIS عمل نمونه گیری انجام شده و ۱۸۸۱ نقطه انتخاب شد. مقادیر فوق به نرم افزار 8 origin انتقال یافته و نمودار پراکنش بین LST و شاخص های طیفی ترسیم شد. بر این اساس ۱۵ نمودار پراکنش برای ۵ دوره زمانی محاسبه گردیده و نسبت بین شاخص ها به دست آمد.

در این تحقیق، عملکرد شاخص های طیفی آب 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 معادله زیر استفاده می شود:

$$(A, B) = \frac{\sum m, n (A_{m,n} - M_A)(B_{m,n} - M_B)}{\sqrt{\sum m, n (A_{m,n} - M_A)^2 \sum (B_{m,n} - M_B)^2}} \quad \text{معادله (۹)}$$

در این معادله، 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.



شکل ۲. تعداد نمونه های انتخاب شده برای برقراری روابط همبستگی بین LST و شاخص های طیفی

برای بررسی تغییرات تالاب هورالعظیم در طول زمان نیاز به الگوریتمی برای برآورد مقادیر انواع کاربری می باشد. لذا از الگوریتم جنگل تصادفی استفاده شده و ۳ نوع کاربری برای پوشش گیاهی، زمین بایر و پهنه آبی شناسایی شده و تنظیم شد.

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). درختان 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 موفق عمل کرده است (Denil et al, 2014). 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). به طور کلی، مدل درخت تصادفی بر خلاف ماشین بردار پشتیبانی می تواند ترکیبی از متغیرها را مدیریت کند. درختان 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.

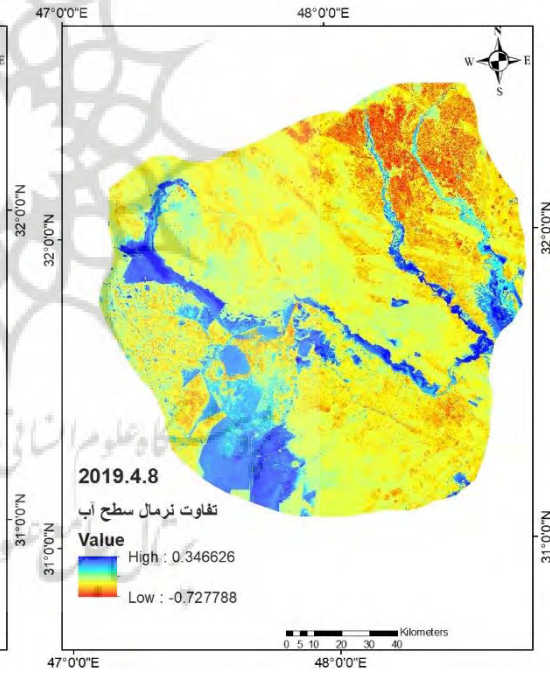
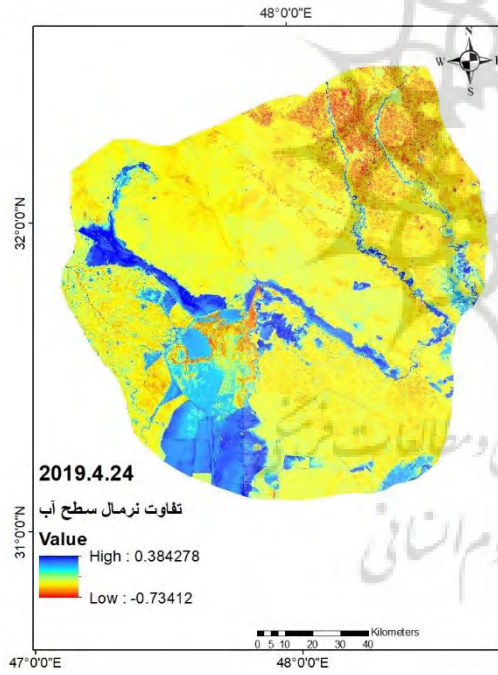
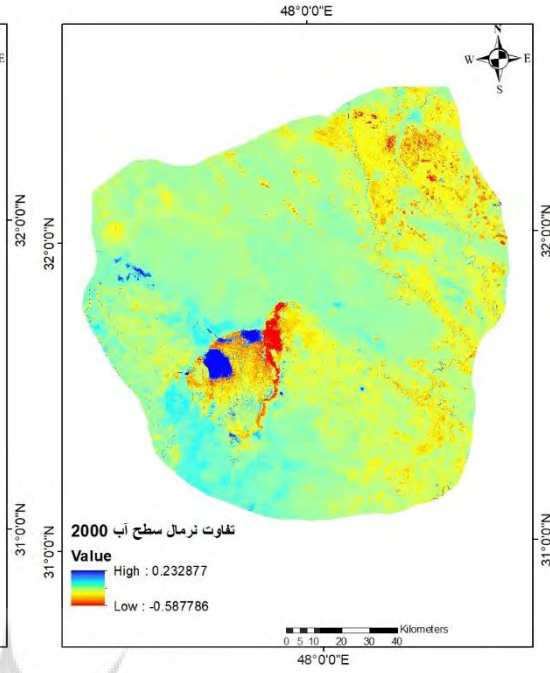
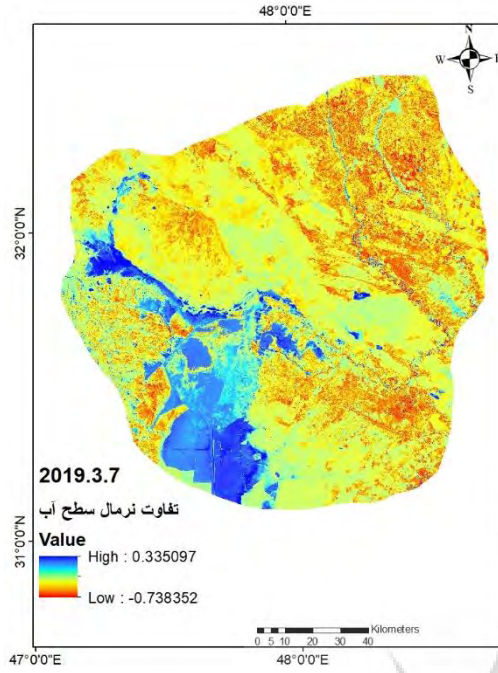
در آخرین فرایند به منظور تعیین صحت کاربری های پیش بینی شده با مقادیر واقعی از ضریب کاپا استفاده شد. ضریب کاپا به صورت زیر برآورد می گردد. این ضریب با گنجاندن تمام مقادیر خارج از حد مورب در محاسبات، تمایل شاخص دقت کلی را به تخمین بیش از حد مقادیر، کنترل می کند. در این ضریب تفاوت های آماری در ماتریس خطاهای مختلف مورد آزمایش قرار می گیرد. ضریب کاپا در بین صفر تا ۱ قرار دارد. برای محاسبه ضریب کاپا از معادله زیر استفاده می شود.

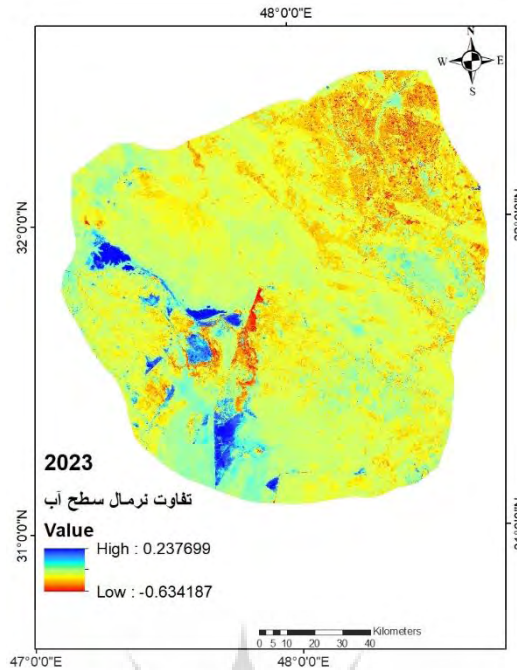
$$k = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} + x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} + x_{+i})} \quad \text{معادله (۱۰)}$$

در این معادله، N ، x_{ii} ، x_{i+} ، x_{+i} به ترتیب تعداد کل نمونه ها، مقادیر دارای چولگی، دقت کاربر و دقت تولید کننده هستند.

بحث و نتایج

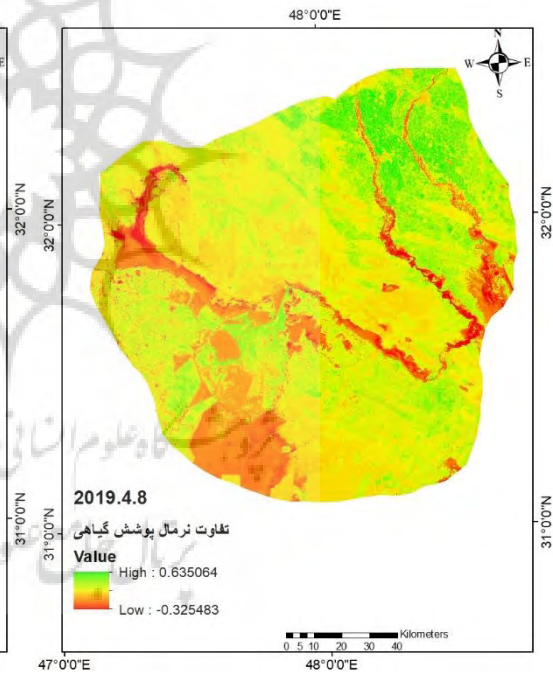
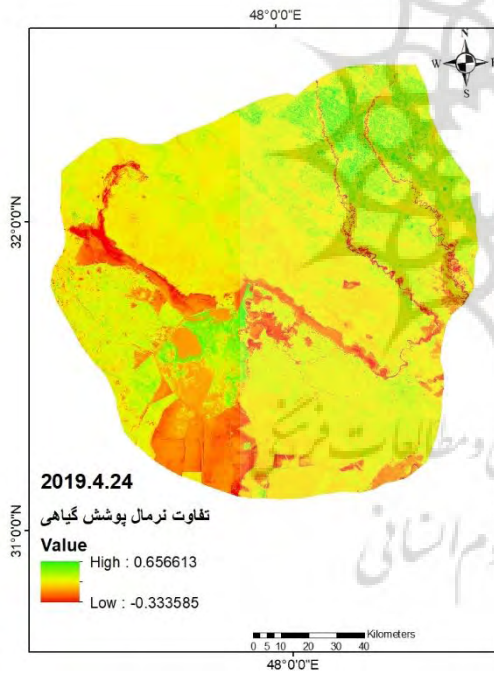
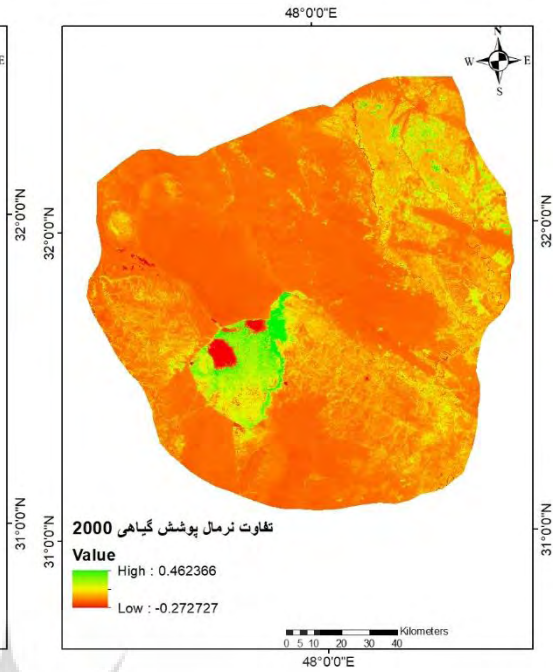
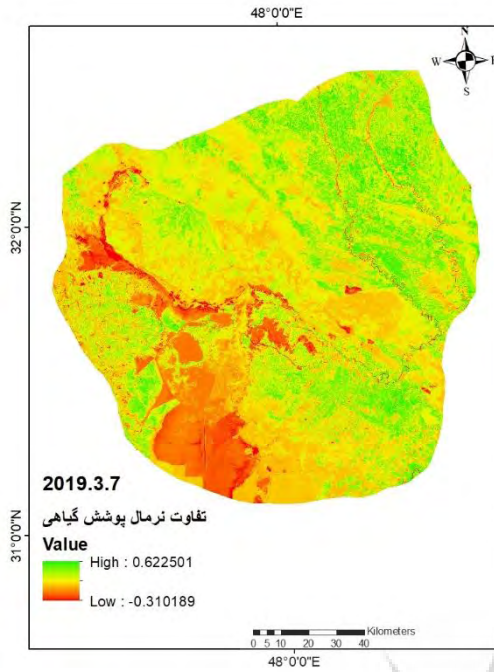
شاخص تفاوت نرمال شده آب NDWI نشان دهنده وضعیت پهنه های آبی در منطقه مورد مطالعه می باشد. سطح آب تالاب هورالعظیم و نواحی مربوط به خروجی رودخانه کرخه از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳ روند کاهشی شدیدی را نشان می دهد به طوری که حداقل مقادیر به دست آمده از این شاخص از ۰/۵۸- در سال ۲۰۰۰ به ۰/۶۳- در ۲۰۲۳ رسیده است. در دوره های سیل فروردین ۱۳۹۸ مقادیر حداکثر برای روزهای ۷ مارس، ۸ آوریل و ۲۴ آوریل به ترتیب معادل ۰/۳۳، ۰/۳۴ و ۰/۳۸ بوده که نشان از افزایش پهنه های آبی در این روزها داشته است. مشاهده می شود که خروجی رودخانه کرخه به شکل قابل توجهی افزایش یافته و نواحی که در تاریخ ۷ مارس فاقد پهنه های آبی بوده اند در روز ۲۴ آوریل به شکل گسترده ای با پهنه های آبی پوشانده شده است.

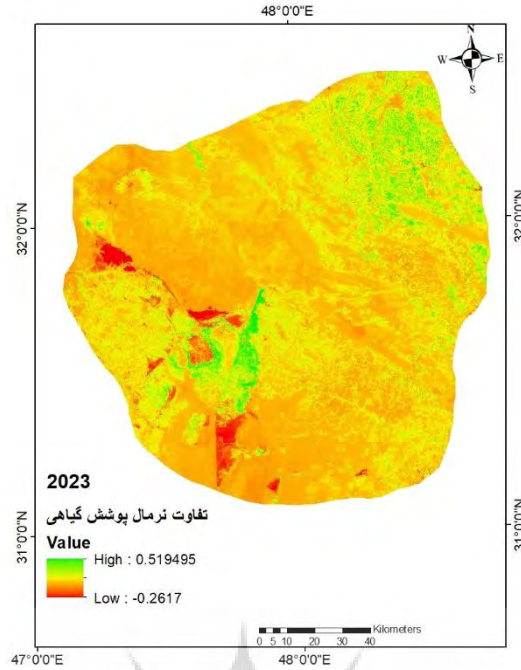




شکل ۳. نقشه تفاوت نرمال شده آب NDWI از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳ و روزهای وقوع سیل در ۷ مارس تا ۲۴ آوریل ۲۰۱۹

تغییر پهنه های آبی و نوسانات سطح تالاب هورالعظیم بر سطح پوشش گیاهی تاثیر گذاشته است. در شاخص NDVI مشاهده می شود که حداقل میزان این شاخص از ۰/۲۷- به ۰/۲۶ کاهش یافته است. در سال ۲۰۲۳ بخش از شرق تالاب از پوشش گیاهی متراکم تری نسبت به سال ۲۰۰۰ برخوردار شده و این امر نشان از خشک شدن این بخش و اشغال آن توسط پوشش گیاهی داشته است. تصاویر هر دو سال ۲۰۲۳ و ۲۰۰۰ در می تهیه شده که میزان پوشش گیاهی و پهنه آبی به اوج خود می رسد لیکن مقادیر حاصله نشان از کاهش قابل توجه پهنه آبی داشته است.

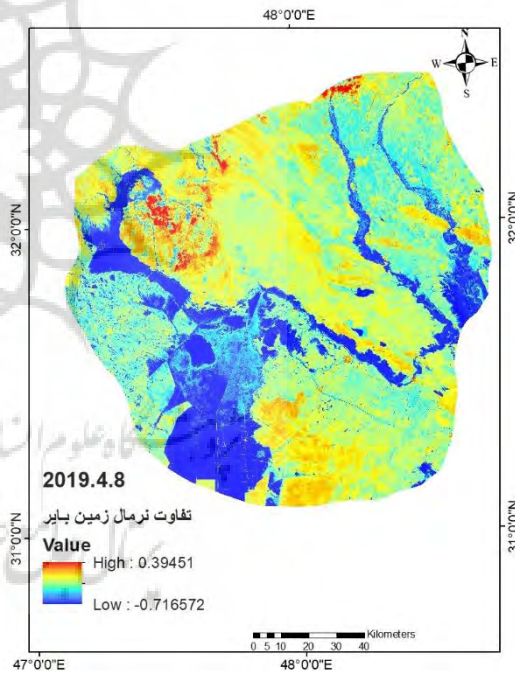
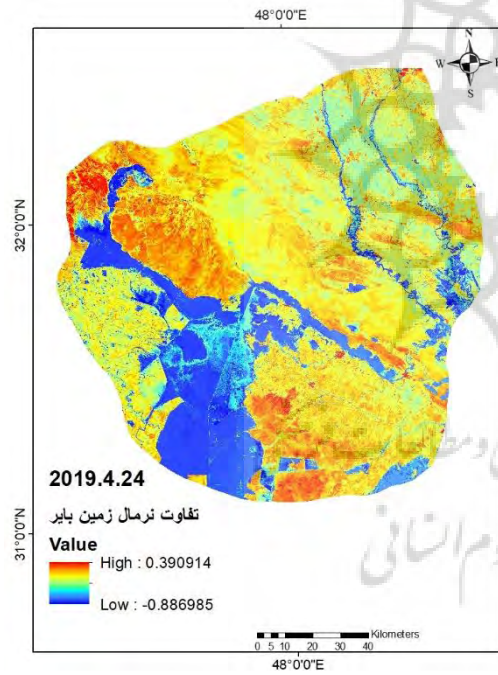
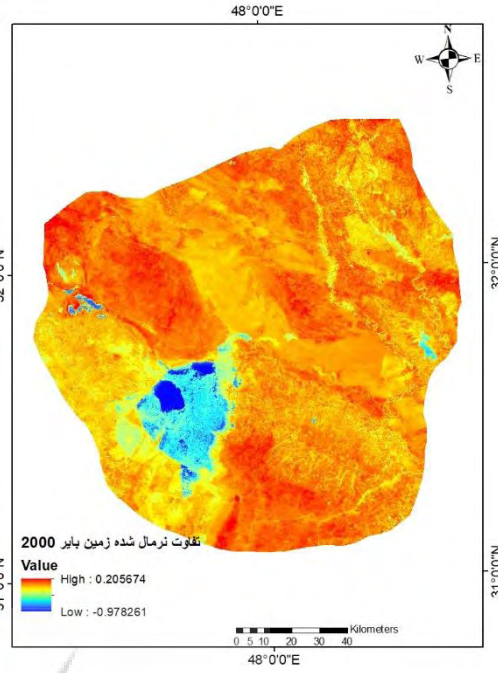
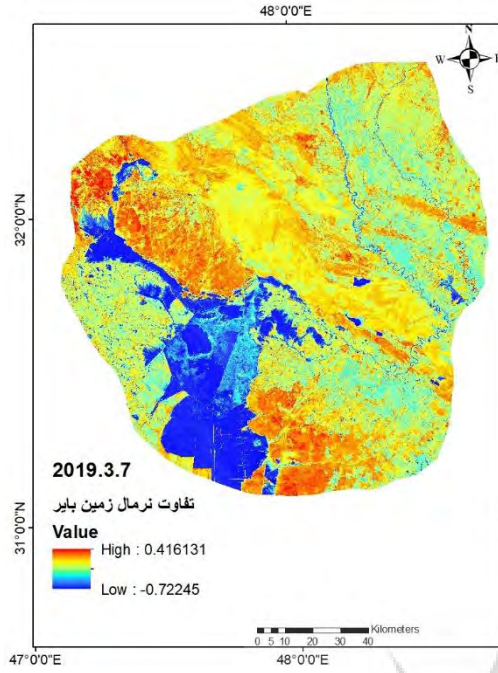


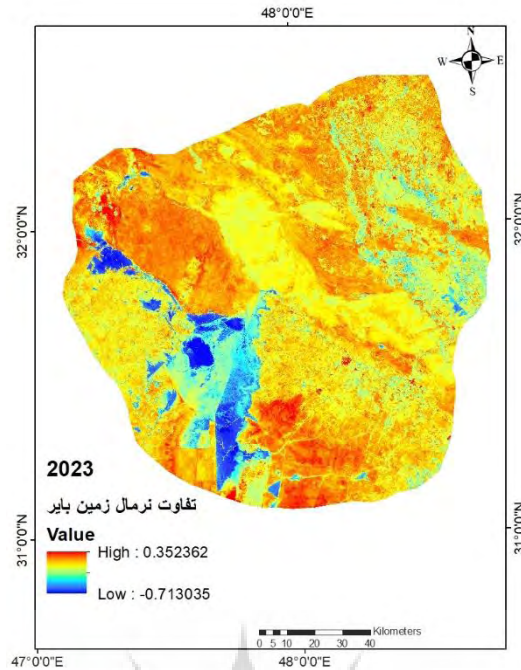


شکل ۴. نقشه تفاوت نرمال شده پوشش گیاهی NDVI از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳ و روزهای وقوع سیل در ۷ مارس تا ۲۴ آوریل ۲۰۱۹

در صورت فقدان پهنه های آبی و یا پوشش های گیاهی، پهنه ها به اشغال زمین های بایر در می آیند که در این تحقیق با شاخص NDBaI مورد بررسی و برآورد قرار گرفته است. حداکثر میزان مقادیر زمین بایر در این شاخص برای سال ۲۰۰۰ حدود ۰/۲ و در سال ۲۰۲۳ حدود ۰/۳۵ به دست آمد که این امر نشانه گسترش زمین های بایر می باشد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

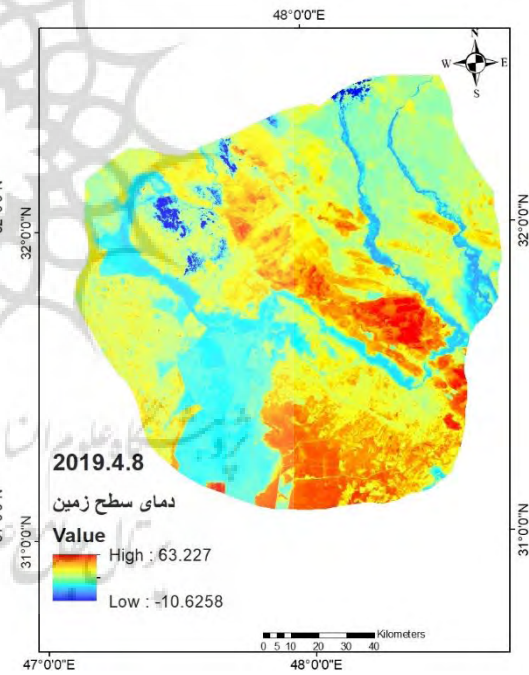
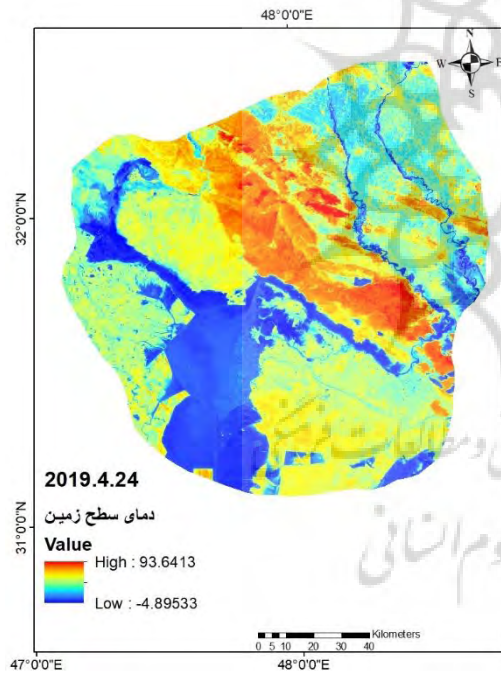
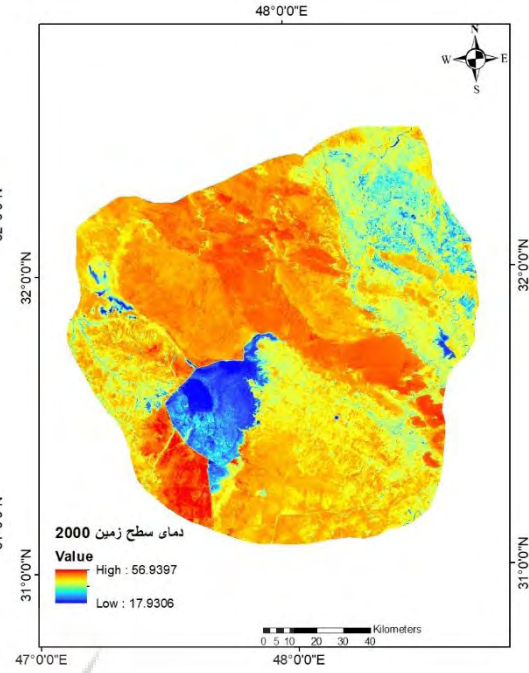
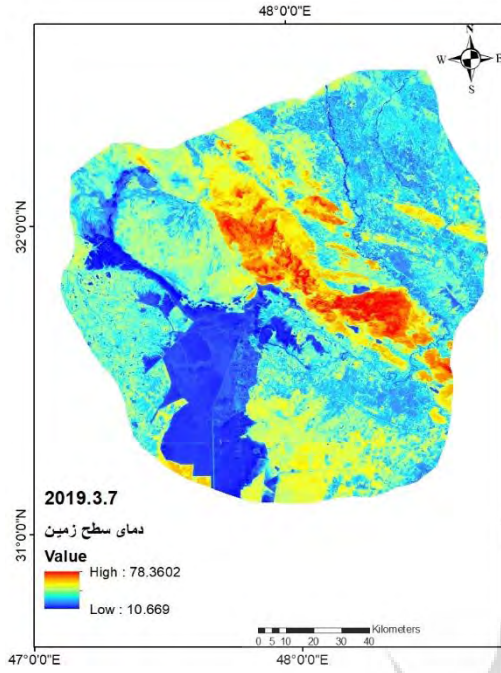


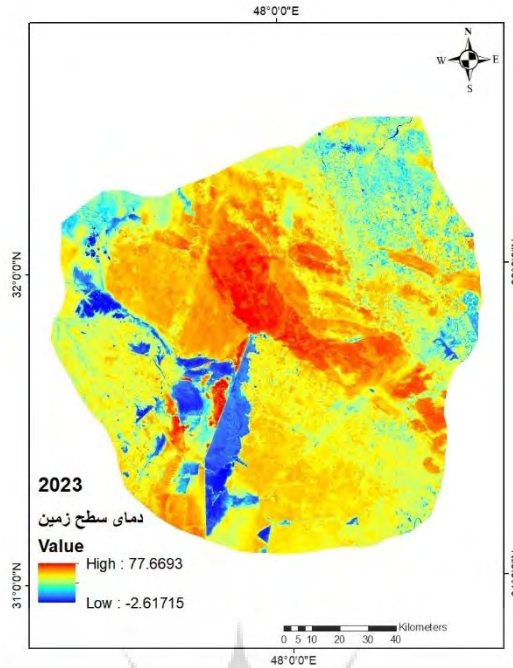


شکل ۵. نقشه تفاوت نرمال شده زمین بایر NDBaI از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳ و روزهای وقوع سیل در ۷ مارس تا ۲۴ آوریل

۲۰۱۹

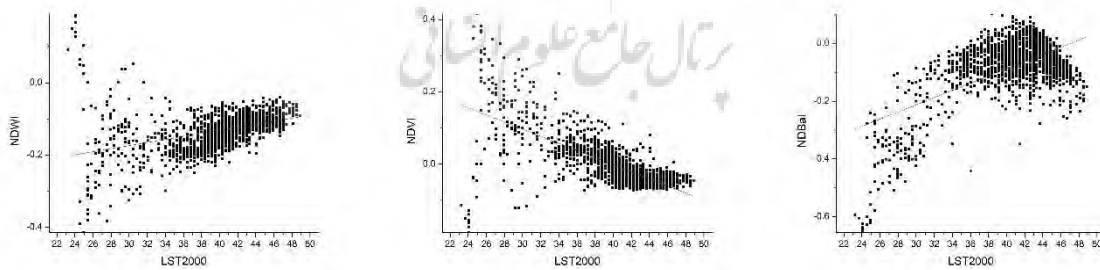
هر نوع تغییر در نوع کاربری بر وضعیت دمای سطح زمین تاثیر می گذارد. پوشش گیاهی و پهنه های آبی بر دمای سطح زمین تاثیر معکوس داشته و زمین های بایر باعث افزایش دمای سطح زمین می گردند. دمای سطح زمین که با عنوان شاخص LST شناخته می شود با بهره گیری از معادلات مختلف انجام شده و در این معادلات نسبت پوشش گیاهی، دمای روشنایی، میزان تشعشع و تفاوت نرمال شده پوشش گیاهی برآورد می گردد. نحوه محاسبات در تصاویر لندست ۵ متفاوت از لندست ۸ می باشد. بر این اساس مقادیر LST برای سال های ۲۰۰۰، ۲۰۲۳ و روزهای سیلابی ۷ مارس، ۸ آوریل و ۲۴ آوریل برآورد شد. به علت وجود پوشش ابر در برخی نقاط، دمای زیر صفر به دست آمد. کمترین دماها در نقاط مربوط به تالاب و پهنه های آبی ثبت گردید. پهنه های واقع در شمال غرب منطقه بیشترین میزان دما را ثبت کرده اند. به منظور درک روابط این شاخص با شاخص های طیفی دیگر، نمودار پراکنش ترسیم شده و همبستگی بین این شاخص ها به دست آمد.



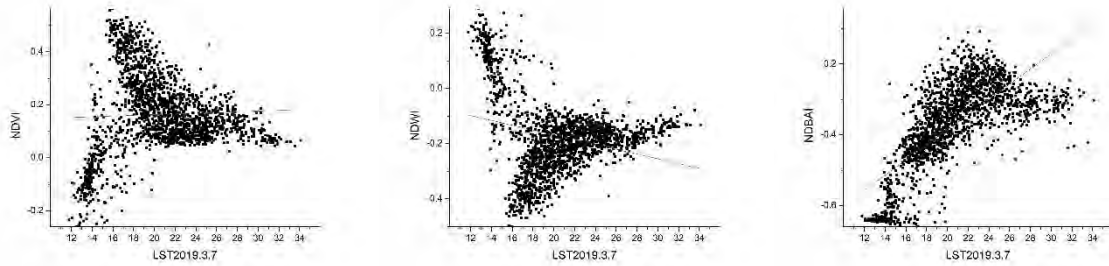


شکل ۶. نقشه دمای سطح زمین LST از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳ و روزهای وقوع سیل در ۷ مارس تا ۲۴ آوریل ۲۰۱۹

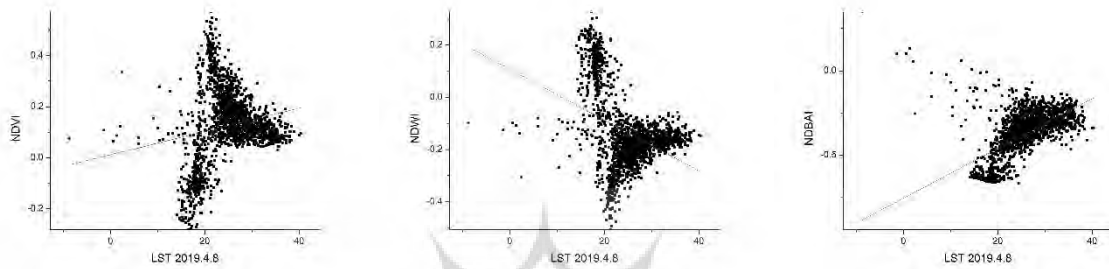
مشاهده می شود که بین شاخص NDVI و NDWI با شاخص LST همبستگی منفی برقرار بوده و بیشترین همبستگی منفی به میزان $-0/73$ بین LST و NDVI در سال ۲۰۰۰ رخ داده است. پس از آن در ۷ مارس، ۸ آوریل و ۲۴ آوریل ۲۰۱۹ همبستگی بین این دو شاخص به مقدار کمی مثبت شده که علت آن وقوع سیل در پهنه وسیع و در کنار آن، ماه مربوط به تصویر برداریست که پوشش گیاهی به میزان قابل توجهی رشد نکرده اند. بیشترین همبستگی مثبت بین شاخص LST و NDBaI به میزان $0/72$ در ۷ مارس ۲۰۱۹ ثبت گردید. در شاخص NDWI نیز تنها سال ۲۰۰۰ دارای همبستگی مثبت با شاخص LST بوده و بقیه سال ها، همبستگی منفی را نشان داد.



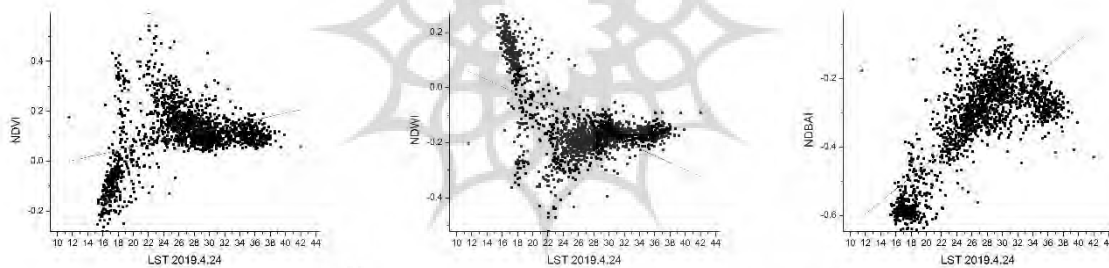
شکل ۷. نمودار پراکنش بین LST و شاخص های مورد مطالعه در سال ۲۰۰۰



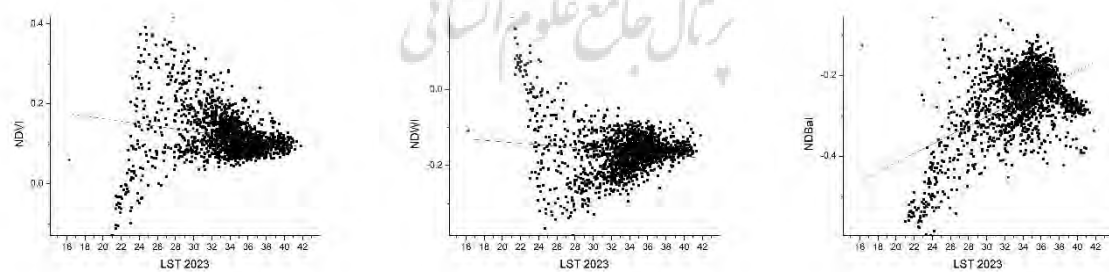
شکل ۸. نمودار پراکنش بین LST و شاخص های مورد مطالعه در ۷ مارس ۲۰۱۹



شکل ۹. نمودار پراکنش بین LST و شاخص های مورد مطالعه در ۸ آوریل ۲۰۱۹



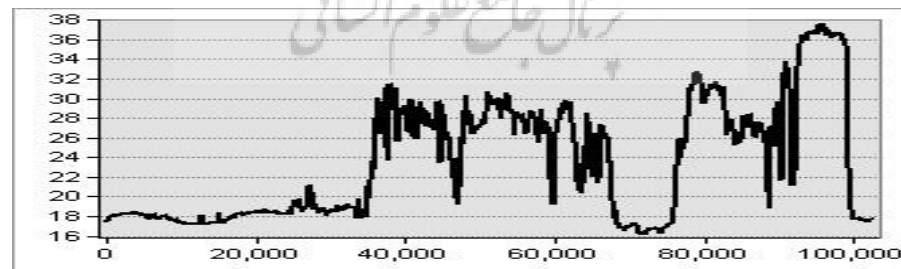
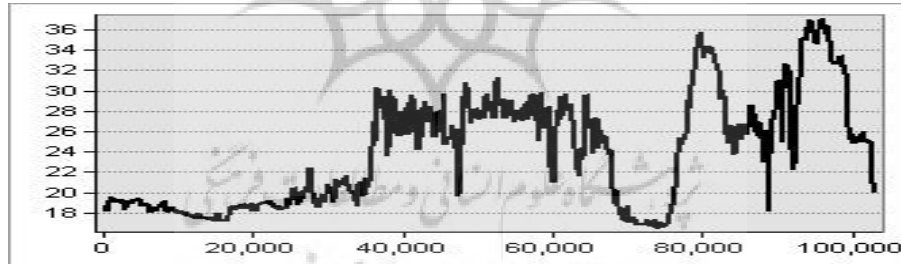
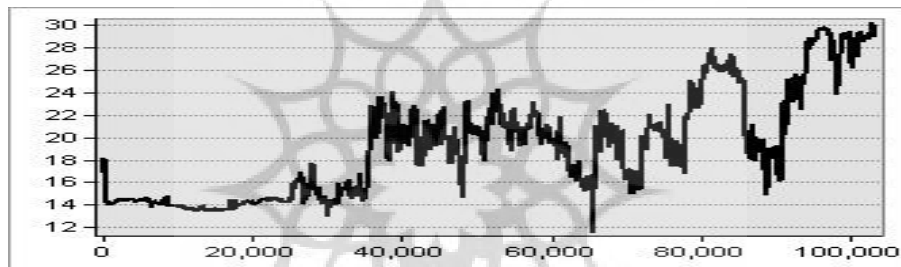
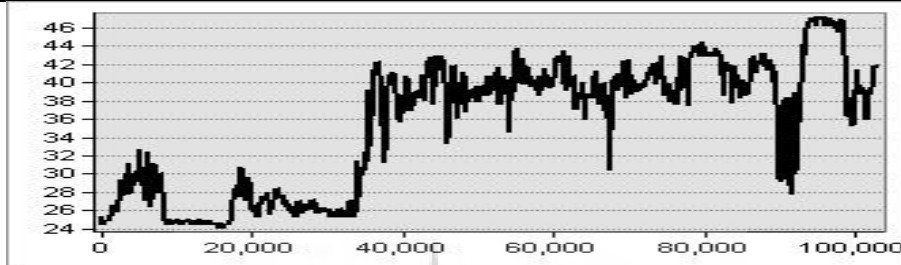
شکل ۱۰. نمودار پراکنش بین LST و شاخص های مورد مطالعه در ۲۴ آوریل ۲۰۱۹

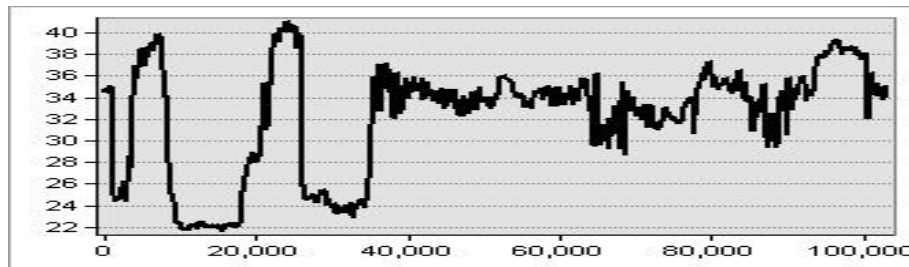


شکل ۱۱. نمودار پراکنش بین LST و شاخص های مورد مطالعه در سال ۲۰۲۳

جدول ۲. مقادیر ضریب همبستگی پیرسون و R2 بین شاخص LST و شاخص های مورد مطالعه

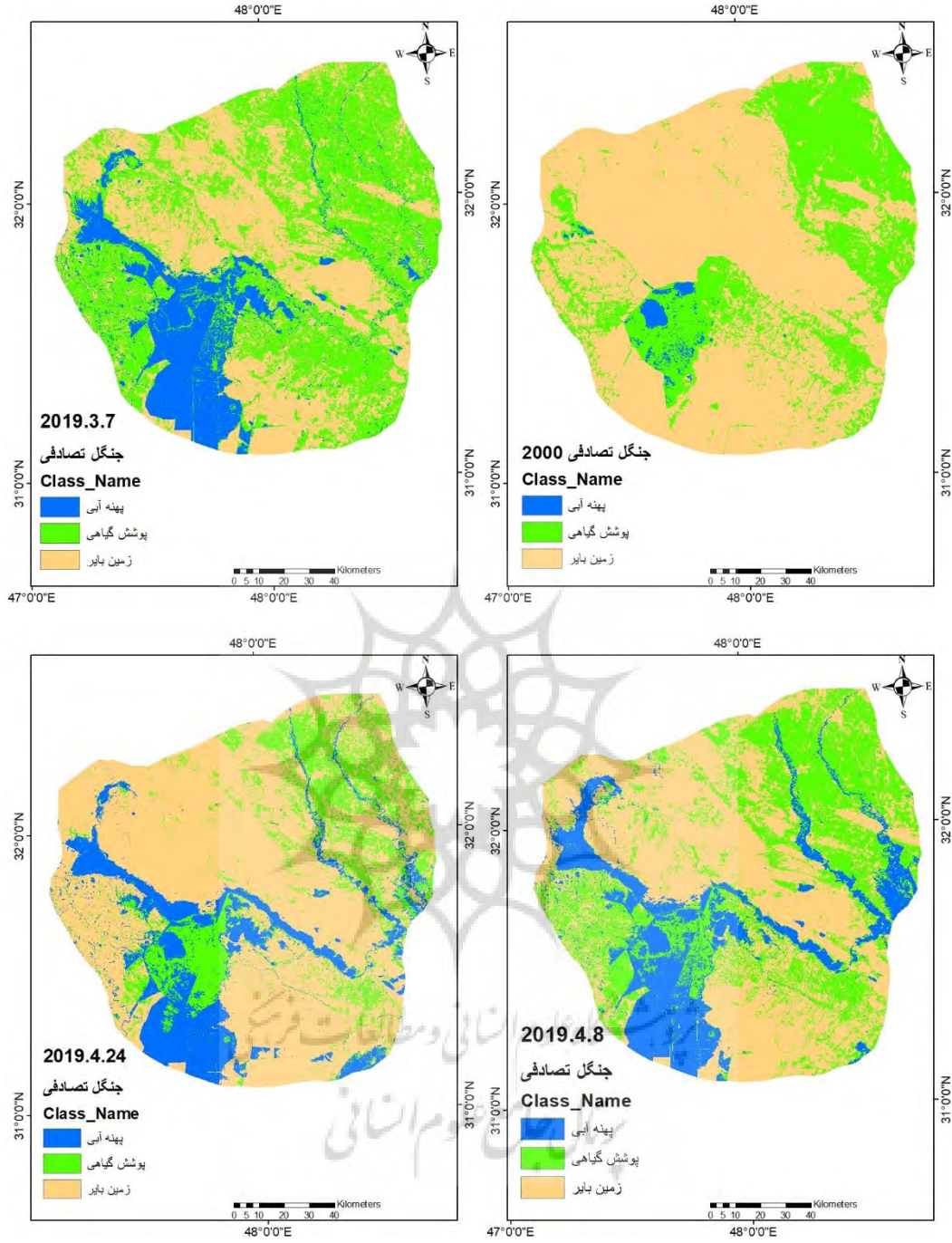
۲۰۲۳		۲۰۱۹ آوریل ۲۴		۲۰۱۹ آوریل ۸		۲۰۱۹ مارس ۷		۲۰۰۰		شاخص ها
R ²	همبستگی پیرسون	R ²	همبستگی پیرسون	R ²	همبستگی پیرسون	R ²	همبستگی پیرسون	R ²	همبستگی پیرسون	
۰/۰۴	-۰/۲۱	۰/۱۱	۰/۳۴	۰/۰۳	۰/۱۸	۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۵۳	-۰/۷۳	LST, NDVI
۰/۲۸	۰/۵۳	۰/۵۸	۰/۷۶	۰/۳۲	۰/۵۶	۰/۵۲	۰/۷۲	۰/۳۵	۰/۵۹	LST, NDBaI
۰/۰۱	-۰/۱۳	۰/۳۲	-۰/۵۶	۰/۱۴	-۰/۳۸	۰/۰۷	-۰/۲۶	۰/۱۶	۰/۴۱	LST, NDWI

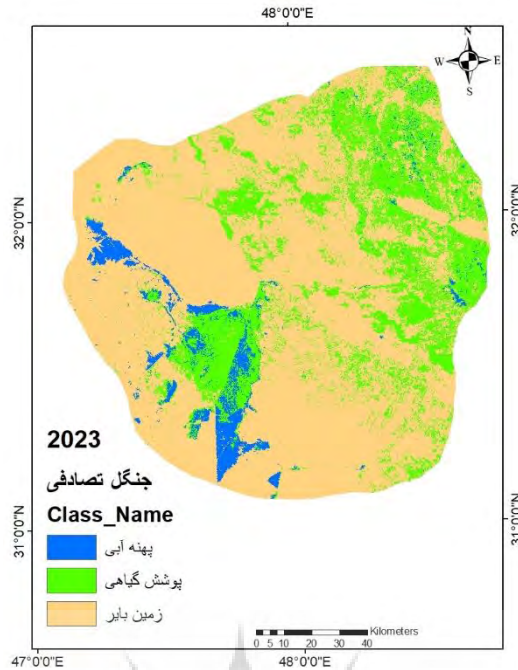




شکل ۱۲. نیمرخ عرضی تغییرات دمای سطح زمین برای محدوده تالاب هورالعظیم (از بالا به پایین: سالهای ۲۰۰۰، ۷ مارس ۲۰۱۹، ۸ آوریل ۲۰۱۹، ۲۴ آوریل ۲۰۱۹ و ۲۰۲۳)

به منظور بررسی گسترش پهنه آبی ناشی از سیلاب در فروردین ۱۳۹۸ و همچنین روند کاهش سطح آب تالاب هورالعظیم در بازه زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳ از الگوریتم جنگل تصادفی استفاده شد. برای منطقه مورد مطالعه، سه کاربری پهنه آبی، زمین بایر و پوشش گیاهی در نظر گرفته شد. کل مساحت منطقه مورد مطالعه ۱۷۹۸۳ کیلومتر مربع می باشد. تنها پهنه آبی این منطقه، تالاب هورالعظیم و خروجی رودخانه کرخه در شرق آن بوده است. در زمان سیل ۱۳۹۸ پهنه آبی به شکل قابل توجهی افزایش یافته و غرب منطقه به شکل گسترده ای با آبهای سطحی پوشانده شده است. در ۷ مارس ۲۰۱۹ وسعت تالاب معادل ۲۷۸۸ کیلومتر مربع بوده و این میزان ۱۵/۵ درصد کل منطقه را پوشش می دهد. در ۸ آوریل ۲۰۱۹ پهنه آبی به حداکثر گسترش خود رسیده و با مساحتی معادل ۳۲۰۰ کیلومتر مربع، ۱۷/۷ درصد کل منطقه را پوشش می دهد. پس از آن در ۲۴ آوریل ۲۰۱۹ دوباره کاهش یافته و به ۲۸۰۷ کیلومتر مربع می رسد. این در حالیست که در سال ۲۰۲۳ سطح تالاب تنها ۷۸۰ کیلومتر مربع بوده و ۴/۳ درصد منطقه را شامل می شده است. به عبارتی از ۸ آوریل ۲۰۱۹ تا می ۲۰۲۳، سطح تالاب ۲۴۱۰ کیلومتر مربع کاهش یافته است. سطح زمین های بایر گسترش قابل توجهی نداشته و از ۱۲۳۳۸ کیلومتر مربع در سال ۲۰۰۰ به ۱۲۷۷۵ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۳ رسیده است. در آخرین مرحله به منظور ارزیابی دقت مدل جنگل تصادفی از ضریب کاپا استفاده شد. بیشترین ضریب کاپا برای سال ۲۰۰۰ معادل ۰/۸۶ بوده و مقدار فوق برای دوره های زمانی ۷ مارس، ۸ آوریل، ۲۴ آوریل و می ۲۰۲۳ به ترتیب معادل ۰/۷۹، ۰/۸۱، ۰/۷۸ و ۰/۸۴ به دست آمده و نشان داد که این مدل از کارایی کافی برای بررسی کاربری زمین برخوردار است.





شکل ۱۳. تغییر پهنه آبی تالاب هورالعظیم از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳ و روزهای وقوع سیل در ۷ مارس تا ۲۴ آوریل ۲۰۱۹ با استفاده از مدل جنگل تصادفی (RTC)

جدول ۳. تغییرات مساحت کاربری های محدوده مورد مطالعه بر اساس مدل جنگل تصادفی RTC

نوع کاربری	۲۰۰۰		۷ مارس ۲۰۱۹		۸ آوریل ۲۰۱۹		۲۴ آوریل ۲۰۱۹		۲۰۲۳	
	مساحت (km ²)	درصد	مساحت (km ²)	درصد	مساحت (km ²)	درصد	مساحت (km ²)	درصد	مساحت (km ²)	درصد
پهنه آبی	۲۵۶	۱/۴۲	۲۷۸۸	۱۵/۵	۳۲۰۰	۱۷/۷	۲۸۰۷	۱۵/۶	۷۸۰	۴/۳
زمین بایر	۱۲۳۶۸	۶۸/۷۱	۷۰۱۴	۳۹	۸۹۵۵	۴۹/۷	۱۱۸۴۳	۶۵/۸	۱۲۷۷۵	۷۱
پوشش گیاهی	۵۳۵۸	۲۹/۷۶	۸۱۸۰	۴۵/۴	۵۸۲۷	۳۲/۳	۳۳۳۲	۱۸/۵	۴۴۲۷	۲۴/۶

نتیجه گیری

تالاب هورالعظیم در منطقه مرزی بین ایران و عراق واقع شده و بخشی از نیاز آبی ساکنین این مناطق را تامین می نماید. لیکن به علت تحولات بین المللی و تغییرات اقلیمی دستخوش نوساناتی گردیده که نتیجه آن بروز برخی مشکلات زیست محیطی از قبیل خشکسالی، سیل، طوفان گرد و غبار، وقوع سیلاب و تخریب تالاب ها می باشد. در فروردین سال ۱۳۹۸ سیلی در نیمه غربی و جنوبی ایران به وقوع پیوست که باعث خسارت های جانی و مالی گسترده ای شد. استان خوزستان

به شکل گسترده ای از این پدیده تاثیر پذیرفت. به این منظور در این تحقیق از بازه زمانی ۷ مارس ۲۰۱۹ تا ۲ آوریل ۲۰۱۹ برای بررسی گسترش پهنه های آبی استفاده شده و شاخص های NDVI، NDWI و NDBaI محاسبه شد. در کنار آن به منظور بررسی تغییر سطح تالاب در بازه زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳ از الگوریتم جنگل تصادفی (RTC) برای بررسی کاربری زمین استفاده شد. منطقه مورد مطالعه از وسعتی در حدود ۱۷۹۸۳ کیلومتر مربع برخوردار بوده است. رودخانه کرخه یکی از منابع تامین کننده آب این تالاب به شمار می آید. در زمان وقوع سی فروردین ۱۳۹۸ پهنه آبی به شکل گسترده ای افزایش یافته و در بیشترین حد خود به ۳۲۰۰ کیلومتر مربع رسید. در حالی که آب تالاب در سال ۲۰۲۳ معادل ۷۸۰ کیلومتر مربع برآورد شده بود. تغییر سطح دریاچه باعث افزایش سطوحی می گردد که بیشترین دماها را تجربه کرده اند. این فرایند باعث شده که بخش وسیعی از نواحی شمال شرقی تالاب دمای ۷۷ درجه سانتیگراد را در ماه می ۲۰۲۳ تجربه کرده باشند. شاخص های طیفی استفاده شده در این تحقیق روابط متفاوتی را با شاخص LST داشته اند. شاخص NDBaI که معرف زمین های بایر می باشد با شاخص LST دارای همبستگی منفی بوده و بیشترین همبستگی به میزان ۰/۷۲ در ۷ مارس ۲۰۱۹ اختصاص به این شاخص داشته است. شاخص NDWI با شاخص دمای سطح زمین دارای همبستگی منفی می باشد. با این وجود بیشترین میزان همبستگی منفی با میزانی معادل ۰/۷۳- اختصاص به شاخص NDVI در سال ۲۰۰۰ داشته است. با بررسی ضریب کاپا مشاهده شد که در سال ۲۰۰۰ این ضریب معادل ۰/۸۶ بوده که دقت بالای مدل جنگل تصادفی را در بررسی کاربری زمین نشان می دهد.

منابع

- آوند، محمدتقی، مرادی، حمیدرضا و رمضان زاده، مهدی. (۱۳۹۹). تهیه نقشه حساسیت سیل با استفاده از دو مدل یادگیری ماشین جنگل تصادفی و مدل خطی تعمیم یافته بیزین، محیط زیست و مهندسی آب، ۱۶(۱)، ۸۳-۹۵.
- اسلامی نژاد، سید احمد، افتخاری، مبین، محمودی زاده، سعید، اکبری، محمد و حاجی الیاسی، علی. (۱۴۰۰). ارزیابی مدل های هوش مصنوعی مبتنی بر درخت به منظور پیش بینی خطر سیل در بستر GIS، تحقیقات منابع آب ایران، ۱۷، ۱۷۴-۱۸۹.
- دولت آبادی، نرگس، بنی حبیب، محمد و روزبھانی، عباس. (۱۳۹۹). مدلسازی سیستم منابع آب تالاب هورالعظیم/هورالھویزه با رویکرد پویایی سیستم، تحقیقات منابع آب ایران، ۱۶(۲)، ۳۴-۱۸.
- سلیمانی، فرشاد، رفیعی، الهام، مصباح زاده، طیبه و آذری، علی. (۱۴۰۰). استفاده از تصاویر سنتینل ۱ جهت پایش خسارت سیلاب فروردین ۱۳۹۹ در جنوب استان کرمان بر اساس الگوریتم جنگل تصادفی، مجله علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، ۵۳، ۳۲-۲۳.
- سلیمانی، کریم و درویشی، شادمان. (۱۳۹۹). پهنه بندی و پایش خطر سیل بهار ۱۳۹۸ خوزستان با استفاده از داده های لندست ۸ اکوهیدرولوژی، ۷(۳)، ۶۶۲-۶۴۷.

- Artis, D & Carnahan, W. (1982). Survey of emissivity variability in thermography of urban areas, *Remote Sens. Environ.* 12 (4), 313-329.
- 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), 1-5.
- Billah, M., Saiful Islam, A & Bin Mamoon, W. (2023), Random Forest classifications for landuse mapping to assess rapid flood damage using sentinel-1 and sentinel-2 data, *Remote Sensing Application: Society and Environment*, 30, 100947.
- Breiman, Leo. (2001). Random Forests. *Machine Learning*. 45, pp. 5-32.
- Chen, X.Q., Cui, P., Li, Y., Yang, Z & Qi, Y.Q. (2007). Changes in glacial lakes and glaciers of post-1986 in the Poiqu River basin, Nyalam, Xizang (Tibet). *Geomorphology* 88 (3), 298–311.
- Coppin, P., Jonckheere, I., Nackaerts, K., Muys, B & Lambin, E., (2004). Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *Int. J. Remote Sens.* 25 (9), 1565–1596.
- 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), 421– 435.
- El Bastawesy, M., Gabr, S & White, K.H. (2013). Hydrology and geomorphology of the Upper White Nile lakes and their relevance for water resource management in the Nile basin. *Hydrol. Process.* 27, 196–207.
- El-Gamily, I.H., Selim, G & Hermas, E.A. (2010). Wireless mobile field-based GIS science and technology for crisis management process: a case study of a fire event, Cairo, Egypt. *Egypt. J. Remote Sens. Space Sci.* 13 (1), 21–29.
- Gao, B.C. (1996). NDWI—normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sens. Environ.* 58 (3), 257–266.
- 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.
- Ghosh, A & Dey, P. (2021). Flood severity assessment of the coastal tract situated between muriganga and Sapta Mukhi estuaries of Sundarban Delta of India using frequency ration, Fuzzy Logic, Logistic regression and Random Forest models, *Regional Studies in Marine Science*, 42, 101624.
- Jiyuan, L., Zengxiang, Z., Xinliang, X., Wenhui, K., Wancun, Z., Shuwen, Z., Rendong, L., Changzhen, Y., Dongsheng, Y., Shixin, W & Nan, J. (2010). Spatial patterns and driving forces of land use change in China during the early 21st century. *J. Geog. Sci.* 20 (4), 483–494.
- Ji, L., Zhang, L & Wylie, B. (2009). Analysis of dynamic thresholds for the normalized difference water index. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 75 (11), 1307–1317.
- Kotoky, P., Dutta, M.K & Borah, G.C. (2012). Changes in landuse and landcover along the Dhansiri River Channel, Assam – a remote sensing and GIS approach. *J. Geol. Soc. India* 79, 61–68.
- Li, B & Zhou, X.Z. (2009). Research on extraction method of river water-body in mountain area of Western Sichuan based on MODIS data. *Geogr. Geoinf. Sci.* 2, 017.
- Ling, C., Zhang, F.Q & Lin, H. (2010). Research on extracting coastal wetlands water information using composition ciwi water index. *Resour. Environ. Yangtze Basin* 2, 007.
- 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.
- Lu, S., Wu, B., Yan, N & Wang, H. (2011). Water body mapping method with HJ-1A/B satellite imagery. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 13 (3), 428–434.
- 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), 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), 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.
- Mohamed, E.S., Saleh, A.M & Belal, A.A. (2014). Sustainability indicators for agricultural land use based on GIS spatial modelling in North of Sinai – Egypt. *Egypt. J. Remote Sens. Space Sci.* 17, 1–15.
- Mohamed, I.N.L., Verstraeten, G. (2012). Analysing dune dynamics at the dune-field scale based on multi-temporal analysis of Landsat- TM images. *Remote Sens. Environ.* 119, 105–117.
- Ouma, Y.O & Tateishi, R. (2006). A water index for rapid mapping of shoreline changes of five East African Rift Valley lakes: an empirical analysis using Landsat TM and ETM+ data. *Int. J. Remote Sens.* 27 (15), 3153–3181.
- 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), 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), 319–334.
- Qureshi, A.S., McCornick, P.G., Qadir, M & Aslam, Z. (2008). Managing salinity and waterlogging in the Indus Basin of Pakistan. *Agric. Water Manage.* 95, 1–10.
- 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 Sens. Space Sci.* 16, 111–117.
- Rashid, S.F. (2000). The urban poor in Dhaka city: their struggles and coping strategies during the floods of 1998. *Disasters* 24 (3), 240–253.
- Rasid, H & Haider, W. (2003). Floodplain residents' preferences for water level management options in flood control projects in Bangladesh. *Nat. Hazards* 28 (1), 101–129.
- Rogan, J & Chen, D.M. (2004). Remote sensing technology for mapping and monitoring land-cover and land-use change. *Prog. Plan.* 61, 301–325.
- Rogers, A.S & Kearney, M.S. (2004). Reducing signature variability in unmixing coastal marsh thematic mapper scenes using spectral indices. *Int. J. Remote Sens.* 25 (12), 2317–2335.
- Schmuck-Widmann, H. (1996). *Living with the Floods: Survival Strategies of Char-Dwellers in Bangladesh.* LN-Vertrieb.
- Senkal, O. (2010). Modeling of solar radiation using remote sensing and artificial neural network in Turkey. *Energy* 35 (12), 4795–4801.
- Singh, A. 1989. Digital change detection techniques using remotelysensed data. *Int. J. Remote Sens.* 10 (6), 989–1003.
- 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), 2355–2363.
- Sun, Z., Ma, R & Wand, Y. (2009). Using Landsat data to determine land use changes in Datong basin, China. *Environ. Geol.* 57, 1825–1837.
- Tockner, K., Bunn, S.E., Gordon, C., Naiman, R.J., Quinn, G.P & Stanford, J.A. (2008). Flood plains: critically threatened ecosystems. In: Polunin, N. (Ed.), *Aquatic Ecosystems: Trends and Global Prospect.* Cambridge University Press, Cambridge, 45–64.
- Wu, W.Y., Shen, X.H., Zou, L.J., Lu, S.L & Zhang, G.F. (2008). An integrated method for water body detection and delineation using Landsat ETM+ data. *Bull. Sci. Technol.* 24, 252–259.
- Wu, C & Murray, A.T. (2003). Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. *Remote Sens. Environ.* 84 (4), 493–505.
- Wu, C. (2009). Quantifying high-resolution impervious surfaces using spectral mixture analysis. *Int. J. Remote Sens.* 30 (11), 2915–2932.
- Xia, J & Zhang, Y. (2008). Water security in North China and countermeasure to climate change and human activity. *Phys. Chem. Earth Parts A/B/C* 33 (5), 359–363.
- Xiao, X., Boles, S., Liu, J., Zhuang, D., Frolking, S., Li, C & Moore III, B. (2005). Mapping paddy rice agriculture in Southern China using multi-temporal MODIS images. *Remote Sens. Environ.* 95 (4), 480–492.
- Xu, J. (2004). A study of anthropogenic seasonal rivers in China. *Catena* 55 (1), 17–32.
- Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Int. J. Remote Sens.* 27 (14), 3025–3033.

- Yuan, F., Sawaya, K.E., Loeffelholz, B.C & Bauer, M.E. (2005). Land cover classification and change analysis of the Twin Cities (Minnesota). *Remote Sens. Environ.* 98, 317–328.
- 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, 49–63.

