

بررسی کارایی مدل‌های آریما، جنگل تصادفی و اسپلاین مکعبی در پیش‌بینی شاخص VCI استان بصره عراق

آیات غریباوی^۱، دکتر خلیل ولی‌زاده کامران^۲، دکتر ایرج تیموری^۳، دکتر بختیار فیضی زاده^۴

نوع مقاله: علمی پژوهشی

از صفحه ۳۹ تا ۵۴

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱/۲۰

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۱۸

چکیده

یکی از مهمترین چالش‌های اساسی که بشر با آن روبرو است تغییر اقلیم و عواقب حاصل از آن مانند خشکسالی می‌باشد. شاخص‌های متعددی را برای پایش خشکسالی بکار گرفته‌اند که از آن جمله می‌توان به شاخص VCI اشاره کرد. مساله اساسی در این راستا عدم توجه به دقت روش‌های مورد استفاده در پیش‌بینی تغییرات آتی شاخص در زمان می‌باشد. از اینرو هدف پژوهش حاضر ضمن بررسی روند تغییرات شاخص VCI در استان بصره عراق برای بازه زمانی ۲۰۰۵ تا ۲۰۲۲، مقایسه سه روش اساسی در پیش‌بینی شامل تحلیل سری زمانی مبتنی بر آریما، اسپلاین مکعبی و الگوریتم جنگل تصادفی در یادگیری ماشین بود. داده‌های مربوط به شاخص مورد پژوهش از سامانه گوگل ارث انجین استخراج شد و برای تجزیه و تحلیل داده‌ها از محیط نرم افزاری R و Spss و ArcGIS استفاده شد. یافته‌های پژوهش نشان دادند که روند عمومی شاخص VCI در استان بصره روندی کاهشی بوده و این شاخص کاهش چشمگیری را در سطح استان بصره علی‌الخصوص در مناطق جنوب شرقی این استان داشته است. همچنین نتایج این پژوهش نشان داد که داده‌های پیش‌بینی شده با داده‌های اندازه‌گیری شده از سنجده مادیس برای سال ۲۰۲۳ تفاوت معنا داری را دارد. نتیجه کلی پژوهش کارایی نسبی روشهای پیش‌بینی در شاخص‌های نظیر VCI است.

کلیدواژه‌ها: شاخص VCI، الگوریتم جنگل تصادفی، اسپلاین مکعبی، آریما، تحلیل سری زمانی، استان بصره، عراق

^۱ دانشجوی دکتری رشته سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشگاه تبریز

^۲ استاد گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشگاه تبریز (نویسنده مسئول)

^۳ دانشیار گروه برنامه ریزی شهری و منطقه ای، دانشگاه تبریز

^۴ دانشیار گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشگاه تبریز

مقدمه

خشکسالی یکی از مخرب‌ترین بلایای طبیعی است که تأثیرات گسترده‌ای بر سیستم‌های کشاورزی، اقلیمی، اقتصادی و اجتماعی دارد. طی سال‌های اخیر، بسیاری از مناطق جهان به ویژه استان‌های خشک و نیمه خشک با این پدیده مواجه شده‌اند که باعث تغییرات عمده‌ای در کاربری اراضی و منابع آبی شده است (آلیتو و کربی، ۲۰۲۴) (کای و همکاران، ۲۰۲۳). مدیریت منابع آب و کاهش اثرات خشکسالی، به ویژه در مناطق حساس، از اهمیت زیادی برخوردار است. در این راستا، فناوری سنجش از دور به عنوان یکی از ابزارهای نوین برای پایش و ارزیابی خشکسالی، مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است (ویجسینگ و همکاران، ۲۰۲۴).

یکی از شاخص‌های مهم سنجش از دور، شاخص وضعیت پوشش گیاهی VCI است که می‌تواند تغییرات ناشی از خشکسالی را در پوشش گیاهی مناطق مختلف رصد کند (بین و همکاران، ۲۰۲۴). شاخص شرایط پوشش گیاهی VCI به طور گسترده‌ای در سنجش از دور برای مانیتورینگ شرایط خشکسالی در مناطق و دوره‌های زمانی مختلف استفاده شده است. VCI که از داده‌های سنجنده MODIS استخراج می‌شود، در شناسایی تغییرات زمانی و مکانی در شرایط پوشش گیاهی مرتبط با کسری‌های بارندگی مؤثر بوده است (زامبرانو و همکاران، ۲۰۱۶).

این شاخص به ویژه در مناطقی که داده‌های هواشناسی به صورت پراکنده یا ناقص هستند، نقش مهمی ایفا می‌کند. مطالعات متعدد نشان داده‌اند که شاخص VCI می‌تواند به طور مؤثری خشکسالی را در مناطق مختلف تشخیص داده و تحلیل کند (منگ و همکاران، ۲۰۲۴). شاخص شرایط پوشش گیاهی VCI یک شاخص سنجش از دور است که برای انعکاس رشد و سلامت

نسبی پوشش گیاهی استفاده می‌شود. این شاخص عمدتاً برای ارزیابی تأثیر خشکسالی بر پوشش گیاهی از طریق مقایسه شرایط فعلی پوشش گیاهی با داده‌های تاریخی استفاده می‌شود. پیشرفت‌های اخیر در زمینه سنجش از دور شاخص VCI نشان دهنده پیشرفت‌های قابل توجهی در ادغام و کاربرد شاخص‌های مختلف سنجش از دور برای مانیتورینگ خشکسالی و برآورد عملکرد محصولات کشاورزی است. به عنوان مثال، ویتانزه و همکاران (۲۰۲۴) شاخص شرایط پوشش گیاهی VCI را با شاخص شرایط دما TCI و بارندگی استاندارد شده SP با استفاده از تحلیل مؤلفه اصلی PCA ترکیب کرده و شاخص خشکسالی ترکیبی CDI را برای تجزیه و تحلیل جامع خشکسالی در سریلانکا ایجاد کرده‌اند. به طور مشابه، ماتومال و همکاران (۲۰۲۴) از PCA برای ادغام VCI، TCI و SP استفاده کرده و اثربخشی CDI در انعکاس تغییرات فصلی را نشان داده‌اند، اگرچه نیاز به بهبود در ثبت دینامیک جریان آب در زمان بارندگی‌های قابل توجه وجود دارد.

علاوه بر این لانگ بوی و همکاران (۲۰۲۳) VCI را به عنوان مناسب‌ترین شاخص سنجش از دور RSI برای هشدار زودهنگام عملکرد برنج در ویتنام شناسایی کرده‌اند و کاربرد آن در بهره‌وری کشاورزی را نشان داده‌اند. این یافته‌ها با کار جوکیم و همکاران (۲۰۲۳) تکمیل می‌شود که یک شاخص خشکسالی جدید را پیشنهاد داده‌اند که شامل VCI و شاخص‌های دیگر است تا وضعیت پوشش گیاهی و رطوبت خاک را برای مانیتورینگ خشکسالی کشاورزی در کره شمالی منعکس کند.

علاوه بر این، پژوهش الیار و همکاران (۲۰۲۳) بر اهمیت استفاده از مقیاس‌های زمانی و شاخص‌های متعدد، از جمله VCI، برای ارزیابی تأثیرات اقلیمی بر پوشش

گیاهی تأکید کرده و به ویژه به روابط معنادار بین این شاخص‌ها و شاخص بارندگی استاندارد شده SPI در مناطق جغرافیایی مختلف اشاره کرده است. از طرف دیگر مطالعات گوناگونی نیز به بررسی و ارزیابی خشکسالی در مناطق مختلف جهان با بکارگیری شاخص VCI پرداخته‌اند. از جمله این پژوهش‌ها می‌توان به موارد زیر اشاره کرد. حسنی و همکاران (۱۳۹۶) ترکیبی از شاخص NDVI و VCI را برای بررسی مکانی و زمانی خشکسالی در حوضه زاینده رود بکار گرفته‌اند. یافته‌های این پژوهش نیز نشان می‌دهد که می‌توان از شاخص‌های ماهواره‌ای در نبود داده‌های هواشناسی برای بررسی خشکسالی استفاده کرد (حسنی و همکاران، ۱۳۹۶). مجردی و همکاران (۱۳۹۹) نیز در مطالعه خود برای استان قزوین به منظور پایش خشکسالی از این شاخص استفاده کرده‌اند و با توجه به همبستگی بالای بین MSPI و VCI نشان می‌دهند که در صورت فقدان یا کمبود ایستگاه باران‌سنجی، می‌توان از شاخص VCI مبتنی بر سنجش از دور ماهواره‌ای با دقت قابل قبولی استفاده کرد (مجردی و همکاران، ۱۳۹۹). مالمیر و همکاران (۱۴۰۳) مطالعه‌ای را در شهرستان تویسرکان برای ارزیابی مطالعه‌ای در شهرستان تویسرکان برای ارزیابی خشکسالی کشاورزی با استفاده از داده‌های سنجش از دور انجام داده‌اند و از داده‌های ماهواره‌ای MODIS شامل NDVI، VCI، VHI و TCI برای دوره زمانی ۲۰۰۲ تا ۲۰۲۱ بدین منظور استفاده کرده‌اند. نتایج همبستگی بین شاخص‌های این پژوهش نشان می‌دهد که شاخص VCI بهترین شاخص برای پایش خشکسالی کشاورزی در این منطقه است (مالمیر و همکاران، ۱۴۰۳). اسمعیلی و همکاران (۱۴۰۰) بررسی سری زمانی خشکسالی شهرستان داراب را با تصاویر

MODIS با شاخص‌های متعددی استفاده کرده‌اند و نیز نشان داده‌اند که VCI شاخص بهینه برای نشان دادن وضعیت خشکسالی در شهرستان داراب می‌باشد (اسمعیلی و همکاران، ۱۴۰۰). آرخی و همکاران (۱۴۰۱) نیز در پژوهش خود در محدوده استان‌های قم، اصفهان، چهارمحال بختیاری و مرکزی همبستگی بالای شاخص SPI با شاخص VCI را نشان داده‌اند. نگهبان و مکرم (۱۴۰۱) نیز از این شاخص برای تعیین وضعیت خشکسالی دریاچه مهارلو استفاده کرده‌اند (نگهبان و مکرم، ۱۴۰۱) عباسی و اعتمادی (۱۴۰۲) نیز در استان بوشهر با شاخص SPI و VCI به پایش خشکسالی پرداخته‌اند (عباسی و اعتمادی، ۱۴۰۲). همسو با پژوهش‌های قبلی فخار و نظری (۱۴۰۳) نیز برای تحلیل خشکسالی و پایش ویژگی‌های مکانی و زمانی در کنار سایر شاخص‌ها از شاخص VCI هم استفاده کرده‌اند و نشان می‌دهند که ۶ استان جنوبی کشور بین سالهای ۲۰۰۹ تا ۲۰۲۱ خشکسالی طولانی مدتی را تجربه کرده‌اند (فخار و نظری، ۱۴۰۳). دیپانویتا دوتا و همکاران (۲۰۱۵) در ارزیابی خشکسالی کشاورزی در راجستان از شاخص VCI در کنار شاخص بارش استاندارد استفاده کرده‌اند. ضریب همبستگی بین VCI و عملکرد محصولات زراعی بارانی اصلی ($r > 0.75$) نیز کارآیی این شاخص مشتق شده از سنجش از دور را برای ارزیابی خشکسالی کشاورزی تأیید می‌کند. هاشمی و همکاران (۲۰۲۴) از این شاخص به‌مراه تکنیک یادگیری ماشین برای مانیتورینگ و پایش بیابان زائی در استان سیستان و بلوچستان استفاده نموده‌اند. از جنگل تصادفی برای پیش‌بینی روند بیابان زائی تا ۲۰۳۰ استفاده کرده‌اند. شاخص‌های ریشه میانگین مربعات خطا^۵ و میانگین مربعات خطا^۶ برای ارزیابی خطا استفاده کرده‌اند. عباده

^۶ MSE^۵ RMSE

هدف اصلی این پژوهش ضمن بررسی روند تغییرات زمانی شاخص VCI از سال ۲۰۰۵ تا ۲۰۲۲ در استان بصره عراق به مقایسه سه روش آریما، اسپلاین مکعبی و یادگیری ماشین مبتنی بر جنگل تصادفی در برآورد شاخص VCI برای سال ۲۰۲۳ می‌پردازد. نتایج این پژوهش می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و مدیریت بهتر منابع در مناطق خشک و نیمه خشک کمک کنند.

مواد و روش‌ها

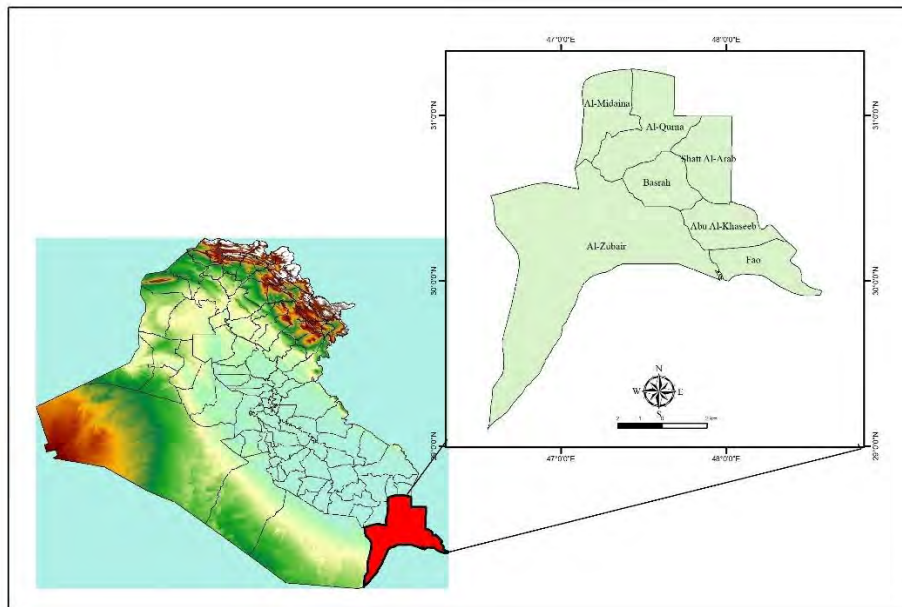
این پژوهش در دسته پژوهش‌های کمی و کاربردی قرار دارد. به منظور تجزیه و تحلیل بعد از جمع‌آوری داده‌های پژوهش؛ ابتدا بر روی داده‌های مستخرج در جدول ۱ تحلیل خودهمبستگی اجرا شد و پس از تایید نتیجه آزمون تابع اسپلاین مکعبی، سری زمانی مبتنی بر مدل آریما و الگوریتم جنگل تصادفی در یادگیری ماشین بر روی شاخص‌های پژوهش که با فرمت Grid ذخیره شده بودند در محیط نرم افزاری R اعمال شد. داده مورد استفاده در این پژوهش شاخص وضعیت پوشش گیاهی VCI می‌باشد و از سامانه گوگل ارث انجین برای سالهای ۲۰۰۵ تا ۲۰۲۳ استخراج شد. آخرین سال بعنوان مبنای مقایسه شاخص‌های پیش‌بینی شده می‌باشد.

$$VCI = \frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \quad (۱) \text{ فرمول}$$

محدوده مورد مطالعه

این مطالعه در محدوده استان بصره کشور عراق برای دوره زمانی مد نظر پژوهش صورت گرفت. شکل ۱ موقعیت استان بصره در کشور عراق را نشان می‌دهد.

بدرنه و همکاران (۲۰۲۴) از شاخص‌های SPI، TCI و VCI برای مانیتورینگ خشکسالی در شمال اردن استفاده کرده و به مانند سایر پژوهش‌های بررسی شده بر اهمیت شاخص VCI تاکید داشته‌اند. چنین پژوهش‌های مشابه متعدد دیگری نیز وجود دارد که می‌توان به کارهای آلیتو و کربیه (۲۰۲۴)؛ چائووان و یجسینگه و همکاران (۲۰۲۴)؛ کای و همکاران (۲۰۲۳)؛ گووینگ یین و همکاران (۲۰۲۴) و خالد و همکاران (۲۰۲۳) اشاره کرد. اما، بهبود مدل‌های پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از این شاخص نیازمند تحقیقات بیشتری است. اگرچه همه پژوهش‌های بررسی شده نشان می‌دهند که شاخص VCI ابزار موثری برای شناسایی و پایش خشکسالی است. با این حال، گپ پژوهشی اصلی در این مطالعات مربوط به عدم تحلیل دقیق مدل‌های پیش‌بینی و دقت آن‌ها است. برای مثال، برخی تحقیقات از مدل CA-Markov برای پیش‌بینی خشکسالی استفاده کرده‌اند، اما دقت این مدل‌ها به تفصیل بررسی نشده است. (مکرم و فام، ۲۰۲۲). همچنین، برخی مطالعات ارتباط بین شاخص‌های سنجش از دور و شاخص‌های هواشناسی را مورد بررسی قرار داده‌اند، اما مدل‌های پیش‌بینی دقیق خشکسالی را به صورت جامع ارزیابی نکرده‌اند (الکراکی و هازیمه، ۲۰۲۳). این موارد نشان می‌دهند که به به پژوهش‌های بیشتر برای تحلیل و بهبود مدل‌های پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از شاخص VCI و سایر شاخص‌های سنجش از دور وجود دارد. در واقع یکی از گپ‌های اصلی در چنین پژوهش‌های به عدم تحلیل دقیق مدل‌های پیش‌بینی و دقت آنها است. از همین رو



شکل ۱. محدوده استان بصره در تقسیمات سیاسی کشور عراق

جدول ۱. میانگین شاخص VCI محاسبه شده برای سالهای ۲۰۰۵ تا ۲۰۲۲ از سنجنده مادیس

year	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
vci	40.87	42.67	45.76	45.97	46.22	43.47	47.03	47.99	46.04	37.16	38.10	37.09	43.62	34.71	40.37	39.28	38.98	38.20

صفر می‌باشند. با در نظر گرفتن شرایط مرزی $M_0 = 0$ و $M_{17} = 0$ برای داده‌های جدول (۱) می‌توان بشرح فرمول (۳) زیر میانگین سال ۲۰۲۳ را برآورد کرد. با در نظر داشتن $x_{2022} = 17$ و $x_{2023} = 18$ و $y_{17} = 38.20$ و $M_{16} = 1.2353$ و $M_{17} = 0$ برون یابی را می‌توان بدین صورت انجام داد

$$\begin{aligned}
 f(18) &= \frac{(18-17)^3}{6} * 0 + \frac{(17-18)^3}{6} * 1.2353 \\
 &\quad + (18-17) \\
 &\quad * \left(38.202 - \frac{1}{6} * 1.2353 \right) * \left(\frac{18-17}{1} \right) \\
 &= \frac{1}{6} * 1.2353 - (38.202 - 0.205) \\
 &\quad + y_{18} \\
 &= 0.205 - 38.202 + y_{18} - 0 \\
 &\quad y_{18} = 38.408
 \end{aligned}$$

روش اسپلاین مکعبی

یک اسپلاین مکعبی یک تابع چندجمله‌ای چند ضابطه‌ای است که به طور معمول برای درون‌یابی و صاف کردن داده‌ها استفاده می‌شود این تابع با مشتقات مرتبه دوم پیوسته‌اش تعریف می‌شود و به عنوان صاف‌ترین تابع در میان همه توابع با کمترین مقدار مجذور انتگرال گرفته شده مشتقات دوم شناخته می‌شود (ونگسای و هیوته، ۲۰۱۷).

معادله عمومی اسپلاین مکعبی به صورت فرمول (۲) است.

$$s(t) = a + bt + \sum_{k=1}^p c_k (t - t_k)_+^3$$

در اینجا t نشان‌دهنده زمان است، و $t_1 < t_2 < \dots < t_p$ گره‌های مشخص شده هستند و $(t - x)_+$ برابر است با $(t - x)$ برای همه $t > x$ در غیر این صورت برابر با

برای اجرای اسپلین مکعبی بر روی شاخص‌های VCI در شکل ۲ در محیط نرم افزاری R کد نویسی شد و خروجی با فرمت ژئو تیف ذخیره شد.

سری زمانی مبتنی بر آریمای

به منظور تحلیل سری زمانی از مدل آریمای^۷ استفاده شد که به معنای میانگین متحرک یکپارچه خودبازگشتی است. این یک روش آماری محبوب برای تحلیل سری‌های زمانی و پیش‌بینی است و دارای سه جز اصلی می‌باشد. (جاتیندر و همکاران، ۲۰۲۳)

۱. مدل خودبازگشتی^۸

مدل خود بازگشتی به این معنا است که مقدار سری زمانی در لحظه کنونی به مقادیر گذشته خود وابسته است.

• درجه خود بازگشتی با پارامتر ρ تعیین می‌شود، که نشان دهنده تعداد گام‌های گذشته است که بر مقدار فعلی تاثیر می‌گذارد.

• شکل کلی مدل AR(p) به صورت فرمول (۲) می‌باشد

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \epsilon_t \quad \text{فرمول (۲)}$$

که در آن ϕ_i ضریب خود بازگشتی و ϵ_t نویز تصادفی است

۲. مدل تفاضل گیری^۹

• به این معنی است که سری زمانی با یک یا چند مرتبه تفاضل گیری تبدیل به یک سری زمانی ایستا می‌شود.

• درجه تفاضل گیری با پارامتر d تعیین می‌شود، که نشان دهنده تعداد مرتبه‌های تفاضل گیری است (هونگ ژانگ و همکاران، ۲۰۱۷)

۳. مدل میانگین متحرک^{۱۰}

• مدل میانگین متحرک به این معناست که مقدار سری زمانی در لحظه کنونی به خطاهای گذشته وابسته است.

• درجه میانگین متحرک با پارامتر q تعیین می‌شود، که نشان دهنده تعداد گام‌های خطای گذشته است که بر مقدار فعلی تاثیر می‌گذارد.

• این مدل به شکل فرمول (۳) می‌باشد (پاتیمپورن و همکاران، ۲۰۱۴).

• فرمول (۳). $Y_t = c + \epsilon_t + \sum_{i=1}^p \theta_i \epsilon_{t-i}$ که در آن θ_i ضرایب میانگین متحرک و ϵ_t نویز تصادفی است.

۴. مدل ARIMA(p,d,q)

مدل آریمای در واقع ترکیبی از این سه جزء است و به صورت کلی با سه پارامتر p ، d و q تعریف می‌شود.

• ρ : درجه خودبازگشتی (AR)

• d : درجه تفاضل گیری (I)

• q : درجه میانگین متحرک (MA)

معادله کلی مدل آریمای به شکل فرمول (۴) می‌باشد (جاتیندر و همکاران، ۲۰۲۳)

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \epsilon_t + \sum_{i=1}^p \theta_i \epsilon_{t-i} \quad \text{فرمول (۴)}$$

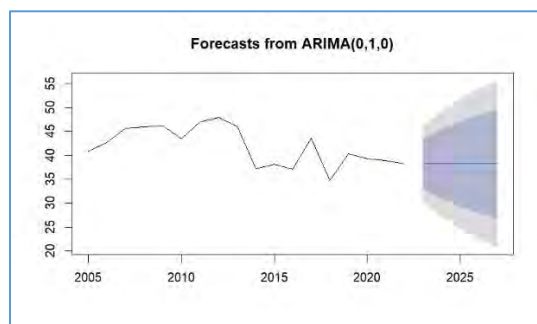
برای اعمال مدل آریمای بر روی شاخص VCI از کتابخانه forecast در محیط نرم افزاری R استفاده شد.

⁹ Integrated-I

¹⁰ Moving Average-MA

⁷ ARIMA

⁸ Autoregressive_AR



شکل ۲. مدل خطی برازش داده شده بر مبنای آریما

$$\text{فرمول (۵)} \quad Gini = 1 - \sum_{i=1}^c \rho_i^2$$

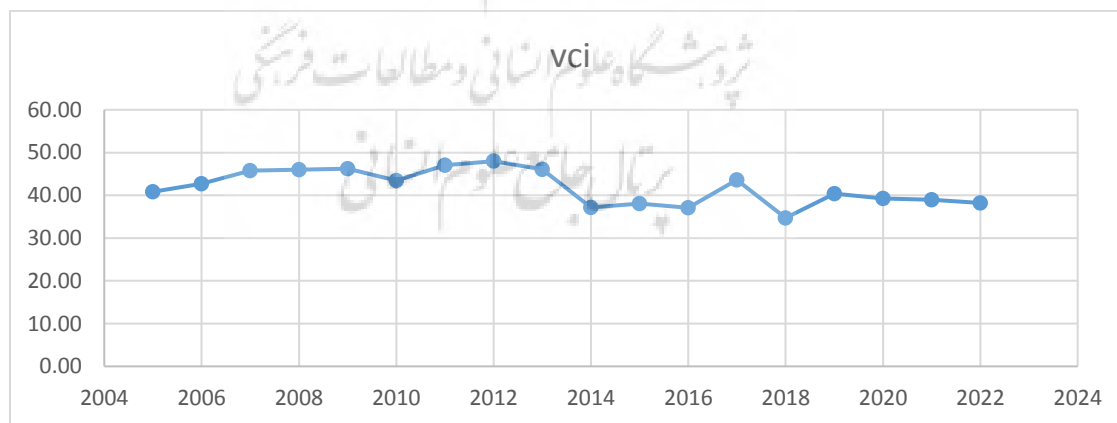
جنگل تصادفی

برای اعمال یادگیری ماشین بر مبنای جنگل تصادفی نیز از کتابخانه Random Forest در محیط نرم افزاری R استفاده شد.

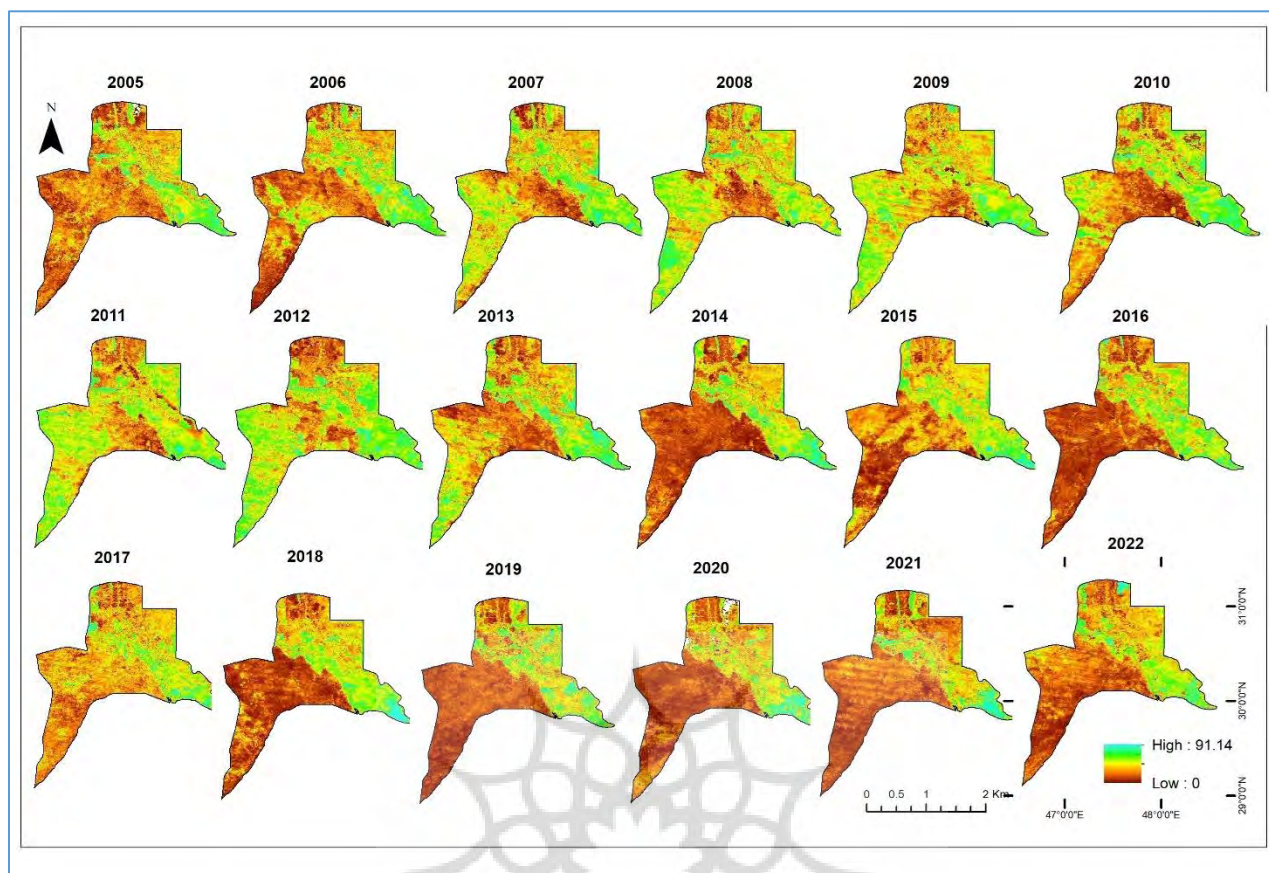
یافته‌های پژوهش

شکل ۳ نمودار روند تغییرات شاخص VCI را برای استان بصره طی سالهای ۲۰۰۵ تا ۲۰۲۲ نشان می‌دهد. بطور عمومی نمودار نشان می‌دهد که روند از سال ۲۰۱۲ به بعد کاهشی بوده و اگرچه در سال ۲۰۱۷ با پیک ناگهانی روبه رو می‌شویم ولی سال بعد با کاهش ناگهانی مواجه شده و این روند بطور عمومی تقریباً ثابت مانده است.

الگوریتم جنگل تصادفی بدین شرح عمل می‌کند که ۱- از داده‌ها نمونه‌گیری تصادفی می‌شود. ۲- درخت تصمیم‌گیری ایجاد می‌شود؛ برای هر نمونه، درخت تصمیم‌گیری ساخته می‌شود که در هر گره از یک زیر مجموعه تصادفی از ویژگی‌ها استفاده می‌کند. ۳- پیش‌بینی توسط هر درخت؛ هر درخت به طور مستقل یک پیش‌بینی انجام می‌دهد. ۴- ترکیب نتایج، در مسایل مربوط به رگرسیون با میانگین‌گیری نتایج هر درخت نهایتاً تعیین می‌شود. به منظور محاسبه بهترین ویژگی در هر درخت تصمیم از فرمول (۵) استفاده می‌شود.



شکل ۳. نمودار روند تغییرات میانگین در شاخص VCI



شکل ۴. شاخص VCI در استان بصره برای سالهای ۲۰۰۵ تا ۲۰۲۲

به منظور اطمینان از صحت تحلیل‌های مرتبط با سری زمانی ابتدا بر روی داده‌های جدول (۱) تحلیل خود همبستگی فضای در محیط نرم افزاری Spss صورت گرفت. یافته‌های مربوط به این تحلیل در جدول ۲ نشان داده می‌شود.

شکل ۴ نیز تغییرات کاهشی شاخص VCI در سطح استان بصره را نشان می‌دهد. شدت کاهش این شاخص در جنوب غربی استان محسوس‌تر می‌باشد. این مساله را در تحلیل خود همبستگی زمانی نیز می‌توان دید که در جدول (۲) بدان اشاره می‌شود.

جدول ۲. خود همبستگی فضایی بر داده‌های سری زمانی شاخص VCI

Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	.833	.236	14.706	1	.000
2	.669	.364	24.768	2	.000
3	.508	.427	30.968	3	.000
4	.354	.459	34.190	4	.000
5	.208	.474	35.387	5	.000
6	.072	.479	35.544	6	.000
7	-.051	.480	35.629	7	.000
8	-.160	.480	36.550	8	.000
9	-.252	.483	39.097	9	.000
10	-.326	.491	43.882	10	.000
11	-.379	.502	51.280	11	.000
12	-.410	.518	61.351	12	.000
13	-.415	.536	73.774	13	.000
14	-.394	.553	87.761	14	.000
15	-.344	.569	101.975	15	.000
16	-.263	.580	114.440	16	.000

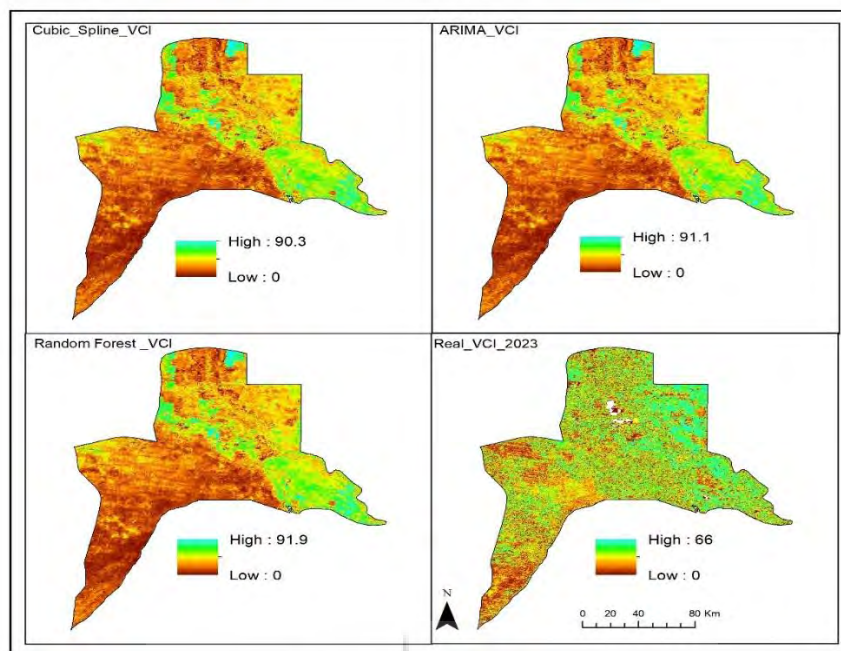
مطابق با یافته‌های جدول مقدار خود همبستگی در سالهای ۲۰۰۵ تا ۲۰۰۷ بالا بوده که به تدریج ضعیف می‌شود. گرچه همه این خود همبستگی‌ها معنی دار بدست آمده و برای تأخیرهای بعدی، مقدار خود همبستگی به تدریج کاهش می‌یابد و به مقادیر منفی می‌رسد. این نشان می‌دهد که تأثیر مقادیر

قبلی سری زمانی بر مقادیر فعلی با افزایش تعداد تأخیرها کاهش می‌یابد. شاخص خود همبستگی نشان‌دهنده الگوهای قابل تشخیص در داده‌های سری زمانی هستند که می‌توان از آنها برای مدل‌سازی و پیش‌بینی استفاده کرد.

جدول ۳. مدل برازش داده شده بر مبنای آریما

Model	Number of Predictors	Model Fit statistics								Ljung-Box Q(18)			Number of Outliers
		Stationary R-squared	R-squared	RMS E	MAPE	MAE	MaxAPE	MaxAE	Normalized BIC	Statistics	DF	Sig.	
VCI-Model_1	1	.351	.351	3.374	6.365	2.637	14.756	5.446	2.753	.	0	.	0

مطابق با یافته‌های جدول (۳) و بر مبنای R squared مدل آریما می‌تواند ۳۵/۱ درصد از تغییرات شاخص VCI را برآورد کند.



شکل ۵. برآورد شاخص VCI برای سال ۲۰۲۳ با روشهای اسپلاین مکعبی، آریمای و جنگل تصادفی

به شرح ادامه استفاده شد. برای انجام این آزمون آماری از نقاط تصادفی استفاده شد لایه VCI سال ۲۰۲۲ به ۵ طبقه براساس روش Natural Breaks طبقه بندی شد و سپس اطلاعات لایه‌های رستری به اطلاعات جدولی لایه نقاط تصادفی اضافه و از آنجا بصورت جدول خروجی گرفته شده و در محیط نرم افزاری Spss آزمون آماری آنوا و توکی اعمال گردید. نقاط تصادفی در ۵ گروه قرار گرفته و جمعا از ۱۳۸ نقطه در سطح استان بصره استفاده شد. خلاصه‌ای از میانگین ویژگی شاخص VCI در هر گروه به‌مراه اختلاف شاخص تخمین زده شده با شاخص مشاهده شده در جدول ۴ آمده است.

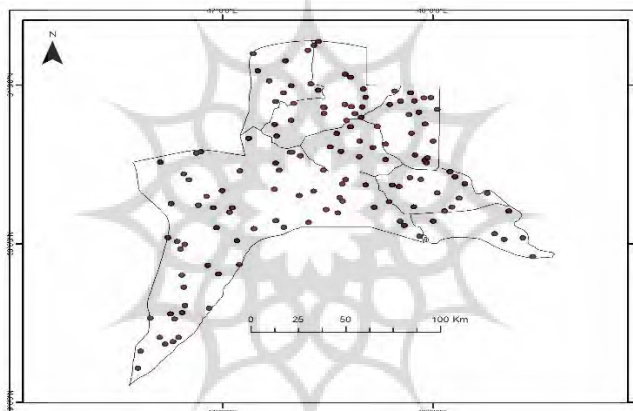
شکل ۵ نتایج حاصل از تخمین را با شاخص واقعی در سال ۲۰۲۳ استان بصره نشان می‌دهد. همانطوریکه شکل نیز نشان می‌دهد بالاترین مقدار مشاهده شده برای شاخص VCI در ۲۰۲۳ در سنجنده مادیس برابر با ۶۶ بوده در حالیکه بالاترین مقدار تخمین زده شده برای تابع اسپلاین مکعبی، آریمای و جنگل تصادفی به ترتیب برابر با ۹۱/۹۰، ۹۱/۹ و ۹۱/۹ بوده است. البته باید این واقعیت را در نظر داشت که این شاخص می‌توان تحت شرایط مختلفی در زمان نتایج متفاوتی را از خود نشان دهد. به منظور تحلیل عمیق تر تفاوت بین شاخص‌های تخمین زده شده با هم از آزمون آماری آنوا و آزمون تعقیبی توکی

جدول ۴. ویژگی‌های کلی نقاط تصادفی انتخاب شده

کلاس	آریما	اسپلاین مکعبی	جنگل تصادفی	داده واقعی	اختلاف آریما	اختلاف اسپلاین	اختلاف جنگل تصادفی
1	24.35385	25.13656	23.57235	47.5862	-23.23	-22.44	-24.01
2	33.12533	33.90805	32.34383	46.91305	-13.78	-13.۰۰	-14.52
3	43.60484	44.38754	42.82333	50.55726	-6.95	-6.16	-7.7
4	53.88482	54.66753	53.10331	49.49779	4.38	5.16	3.60
5	70.87166	71.65438	70.09016	43.46148	27.4	28.19	26.62

مورد استفاده کاملاً بصورت تصادفی در سطح استان پخش شده‌اند مطابق با شکل ۶ نیازی به استفاده از آزمون‌های آماری برای تایید نرمال بودن توزیع داده‌ها نمی‌باشد.

مطابق با یافته‌های جدول ۴ بیشترین میزان اختلاف مشاهده به ترتیب در طبقه ۵، طبقه ۱ و طبقه ۲ بوده است. کمترین اختلاف مشاهده شده هم در طبقه ۴ و ۳ بدست آمد. البته لازم به توضیح است چون نقاط



شکل ۶. نقاط تصادفی ایجاد شده در استان بصره

جدول ۵. یافته‌های آزمون آنوا برای سه مدل تخمین

ANOVA						
		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Arima	Between Groups	18233.529	4	4558.382	504.242	.000
RF	Between Groups	18233.529	4	4558.382	504.241	.000
CubicSP	Between Groups	18233.523	4	4558.381	504.243	.000

آمده برای F و سطح معنی داری نمره بدست آمده از هر سه روش تفاوت معنی داری باهم داشته‌اند.

همانطوریکه جدول ۵ نیز نشان می‌دهد تفاوت معنی داری بین پیش‌بینی‌های صورت گرفته توسط هر سه روش باهم معنی دار است. با توجه به نمره بدست

بحث و بررسی

یافته‌های این پژوهش نشان داد که روند تغییرات شاخص VCI در استان بصره در کل کاهشی بوده است. اگرچه همه پژوهش‌های قبلی بر اهمیت و همبستگی بالای شاخص VCI با SPI تاکید کرده بودند ضمن تاکید بر اهمیت این شاخص مطابق با یافته‌های جدول ۱ و شکل ۳ هدف اصلی این پژوهش بیشتر تاکید بر مقایسه روشهای مورد استفاده برای تخمین و ارزیابی دقت برآورد حاصل از آنها بود. تحلیل سری زمانی شاخص‌های مانند VCI و سایر شاخص‌های از این قبیل با عدم قطعیت زیادی روبرو هست. همان طوری که در ارزیابی مدل آریمای نشان داده شد که مدل فقط ۳۵/۱ درصد از تغییرات شاخص VCI را برآورد می‌کند. در واقع ۶۵ درصد از تغییرات مربوط به شاخص VCI ربطی به زمان نداشته است و مستقل از زمان می‌باشد. مساله دیگری که در پیش‌بینی باید در نظر داشت بهتر است تخمین و برآورد برای تعداد زمانهای کمتری صورت گیرد. چرا که با افزایش زمان دقت تخمین از واقعیت بشدت دور می‌شود. این مساله در این پژوهش نیز دیده شد. با اینکه هر سه مدل استفاده شده تداوم روند گذشته نشان می‌دادند ولی داده‌های واقعی برداشت شده تفاوت کاملاً معنی داری را با داده‌های تخمین زده مطابق با جدول ۴ و ۵ نشان دادند. این مساله نیز به ماهیت شاخص‌های مورد بحث مثل VCI در مباحث سنجش از دوری دارد. از یک طرف باز زمانی مورد استفاده برای این شاخص سالانه بود و از طرف دیگر در مقیاس سالانه اختلاف بوجود آمده

در شاخص مستقل از زمان بوده و ربطی به گذشته خود ندارد.

نتیجه گیری

یکی از مهم‌ترین چالش‌های حیاتی بشر امروز تغییر اقلیم و پیامدهای متعاقب آن نظیر خشکسالی می‌باشد. روشهای مختلفی را برای پایش و ارزیابی روند خشکسالی بکار می‌برند که استفاده از شاخص‌های بدست آمده از تصاویر ماهواره‌ای از جمله روش‌های مرسوم می‌باشد. در میان شاخص‌های مختلف مورد استفاده برای خشکسالی شاخص VCI از نظر پژوهشگران مختلف مطابق با پیشینه بررسی شده اهمیت و جایگاه ویژه‌ای را داشته است. اما هدف اصلی این پژوهش بررسی کارایی روشهای مختلف برای پیش‌بینی روند تغییرات زمانی شاخص VCI در استان بصره بود. گذشته نگر تغییرات این شاخص مطابق با شکل ۳ نشان می‌دهد که تغییرات محسوسی در میانگین سالانه شاخص VCI در سطح استان بصره شکل گرفته است که می‌تواند ناشی از عوامل مختلفی مانند تغییر اقلیم، کاهش بارندگی، نبود برنامه مدون و دقیق برای مدیریت منابع آب در استان بصره باشد. اگرچه روش‌های پیش‌بینی می‌توانند بر اساس روند گذشته آینده را پیش‌بینی کنند و سیمای کلی از آنچه که می‌تواند اتفاق بیفتد را با دقت‌های مختلفی ارائه دهند ولی بهتر است در استفاده از این مدل‌های برای تخمین و برآورد شاخص‌های که بشدت تحت تاثیر عوامل دیگری نیز هستند احتیاط کرد. در واقع این روش‌ها برای مطالعه تغییرات شاخص‌های مانند VCI در زمان مناسب

نمی‌باشند. داده‌های پیش‌بینی شده با داده‌های
مشاهده شده کاملاً متفاوت بوده و تفاوت معنی‌داری
را داشته‌اند.



منابع

- از دور در ارزیابی خشکسالی با تصاویر مودیس (مطالعه موردی: استان‌های قم، اصفهان، چهارمحال و بختیاری و مرکزی). *نشریه جغرافیا و مخاطرات محیطی، پیاپی ۴۳، صص ۱۸۹-۲۲۴*.
- نگهبان، س.، و مکرم، م. * (۱۴۰۱). بررسی و پیش‌بینی تأثیرات خشکسالی بر تغییرات دریاچه مهارلو و کاربری‌های اطراف آن با استفاده از سنجش از دور. *نشریه پژوهش‌های تغییرات آب و هوایی، پیاپی ۱۰، صص ۷۱-۸۱*
- Alito, K. T., & Kerebih, M. S. (2024). Spatio-temporal assessment of agricultural drought using remote sensing and ground-based data indices in the Northern Ethiopian Highland. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 52, 101700. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2024.101700>
- Cai, S., Zuo, D., Wang, H., Xu, Z., Wang, G., & Yang, H. (2023). Assessment of agricultural drought based on multi-source remote sensing data in a major grain producing area of Northwest China. *Agricultural Water Management*, 278, 108142. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2023.108142>
- Wijesinghe, D. C., Withanage, N. C., Mishra, P. K., Ranagalage, M., Abdelrahman, K., & Fnais, M. S. (2024). An application of the remote sensing derived indices for drought monitoring in a dry zone district, in tropical island. *Ecological Indicators*, 167, 112681. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.112681>
- Mokarram, M., & Pham, T. M. (2022). CA-Markov model application to predict crop yield using remote sensing indices. *Ecological Indicators*, 139, 108952. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.108952>
- Xu, Z., Sun, H., Zhang, T., Xu, H., Wu, D., & Gao, J. (2024). The high spatial resolution Drought Response Index (HiDRI): An integrated framework for monitoring vegetation drought with remote sensing, deep learning, and spatiotemporal fusion. *Remote Sensing of Environment*, 312, 114324. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114324>
- Yin, G., He, W., Liu, X., Xia, Y., & Zhang, H. (2024). Wetting or greening? Probing the global trends in Vegetation Condition Index
- مالمیر، مائده، شایسته، کامران*، و پژوهان، ایمان. (۱۴۰۳). ارزیابی خشک سالی کشاورزی با استفاده از داده‌های سنجش از دور (مطالعه موردی: شهرستان تویسرکان). *نشریه بوم‌شناسی کشاورزی، ۱۶ (3)، صص ۵۱۳-۵۳۱*.
- میراحسنی، م. س.، ماهینی، ع. س.، سفیانیان، ع.، مدرس، ر.، جعفری، ر.، و محمدی، ج. (۱۳۹۶). پایش خشکسالی منطقه‌ای حوضه آبخیز زاینده رود بر اساس تغییرات سری زمانی شاخص VCI سنجنده مودیس و شاخص SPI. *نشریه جغرافیا و مخاطرات محیطی، پیاپی ۲۴، صص ۱-۲۲*.
- اسمعیلی، ح.، میرموسوی، س. ح.، و سهیلی، ا. (۱۴۰۰). بررسی سری زمانی خشکسالی شهرستان داراب با استفاده از سنجش از دور و سامانه گوگل ارث انجین. *نشریه جغرافیا و مخاطرات محیطی، پیاپی ۴۰، صص ۱۷۵-۱۹۲*.
- مجردی، ب.، میرمیری، ج.، و علیزاده، ح. (۱۳۹۹). ارزیابی شاخص وضعیت پوشش گیاهی VCI با استفاده از شاخص بارش استاندارد اصلاح شده MSPI به منظور پایش و پهنه بندی خشکسالی. *مجله مهندسی و مدیریت آبخیز، ۱۲ (3)، صص ۷۲۵-۷۳۶*.
- فخار، م. س.، و نظری، ب. * (۱۴۰۳). تحلیل خشکسالی در ایران: پایش و ارزیابی ویژگی‌های مکانی و زمانی با استفاده از شاخص‌های MODIS. *نشریه پژوهش‌های خشکسالی و تغییر اقلیم، ۲ (1)، صص ۳۹-۵۷*.
- عباسی، ا.، و اعتمادی، ه. * (۱۴۰۲). پایش خشکسالی استان بوشهر بر اساس شاخص‌های SPI و VCI با استفاده از تصاویر سنجنده MODIS. *فصلنامه فضای جغرافیایی، ۱۲ (تابستان)، صص ۱۷۹-۱۹۸*.
- فخار، م. س.، و کاویانی، ع. * (۱۴۰۲). ارزیابی و پایش خشکسالی در دشت قزوین با استفاده از شاخص‌های مبتنی بر MODIS در گوگل ارث انجین. *مجله آبیاری و زهکشی ایران، ۱۷ (6)، صص ۱۰۸۹-۱۱۰۳*.
- آرخی، ص.،برزگر سواسری، م.، و عمادالدین، س. (۱۴۰۱). بررسی کارایی شاخص‌های منتج از فناوری سنجش

Agriculture Drought Condition Indicator (CADCI) using machine learning.

Environmental Challenges, 11, 100699.

<https://doi.org/10.1016/j.envc.2023.100699>

Wongsai, N., Wongsai, S., & Huete, A. R. (2017). Annual seasonality extraction using the cubic spline function and decadal trend in temporal daytime MODIS LST data. *Remote Sensing*, 9(1254).

<https://doi.org/10.3390/rs9121254>

(VCI). *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 129, 103822.

<https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103822>

Meng, D., Bao, N., Tayier, K., Li, Q., & Yang, T. (2024). A remote sensing based index for assessing long-term ecological impact in arid mined land. *Environmental and Sustainability Indicators*, 22, 100364.

<https://doi.org/10.1016/j.indic.2024.100364>

Alkaraki, K. F., & Hazaymeh, K. (2023). A comprehensive remote sensing-based



Evaluation of ARIMA, Random Forest, and Cubic Spline Models in Predicting the VCI Index in Basra Province, Iraq

Abstract

The present study addresses one of the critical global challenges—climate change and its ramifications, particularly drought—and investigates predictive methods for monitoring vegetation health through the Vegetation Condition Index (VCI). The focus is on Basra Province, Iraq, over the period 2005–2022. VCI, derived from MODIS satellite data, is a well-established remote sensing indicator for evaluating drought severity and vegetation stress. This study compares the performance of three distinct models: ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average), Cubic Spline interpolation, and the Random Forest machine learning algorithm. The objective is to assess the accuracy of each method in forecasting VCI for the year 2023. Data were sourced from Google Earth Engine and processed using R, SPSS, and ArcGIS environments. Results indicate a general downward trend in VCI over time in Basra, with pronounced deterioration in the southeastern areas. The predictive values generated by all three models for 2023 significantly differed from the actual MODIS-observed values. Among the models, none demonstrated a highly reliable forecast; ARIMA explained only 35.1% of the variance in VCI. Cubic Spline and Random Forest also produced estimates that deviated meaningfully from ground truth. An ANOVA test confirmed statistically significant differences among the three prediction models, and Tukey's post-hoc analysis highlighted the largest discrepancies in classes with extreme VCI values. The spatial autocorrelation analysis supported the temporal reduction in VCI coherence, suggesting environmental or anthropogenic causes. The findings underscore the limitations of using standard time series and machine learning models for forecasting VCI, which is influenced by various non-temporal factors such as sudden climatic events or land management policies. The authors recommend caution in relying solely on these models for long-term VCI prediction and suggest integrating more dynamic environmental variables. This study adds value to drought monitoring literature by comparing predictive methodologies and providing practical insights into their applicability under real-world data constraints. It highlights the urgent need for more refined, hybrid models to support drought preparedness and vegetation management, particularly in arid and semi-arid regions like Basra.

Keywords: VCI Index, Random Forest Algorithm, Cubic Spline, ARIMA, Time Series Analysis, Basra Province, Iraq.