

پایش تغییرات دینامیکی پارامترهای کیفیت آب مخزن سدها با سنجش از دور

چکیده

پایش مداوم کیفیت آب مخازن سدها، به ویژه در مواجهه با تغییرات اقلیمی و فشارهای انسانی، برای مدیریت بهینه منابع آب ضروری است. در این پژوهش، از تصاویر ماهواره Landsat8 به منظور مدل سازی و پهنه بندی دو پارامتر کلیدی کیفیت آب شامل کلروفیل آ و کدورت مخزن سد Choke Canyon در ایالت تگزاس آمریکا استفاده شد. به منظور تخمین دقیق مقادیر این پارامترها، روش رگرسیون خطی چندمتغیره بر مبنای داده های میدانی برداشت شده از ۱۹ نقطه در سطح مخزن توسعه یافت. نتایج مدل سازی نشان داد که روابط استخراج شده به ترتیب با ضریب تعیین و RMSE ۰/۹۶ و ۰/۰۹ برای کلروفیل آ و ۰/۸۴ و ۰/۱ برای کدورت در زمان مرجع، عملکرد قابل قبولی دارند. همچنین به منظور کاهش خطاهای ناشی از تغییرات جوی و شرایط محیطی در اثر گذشت زمان و پیش بینی مقادیر پارامترهای کیفی آب مخزن برای زمان آینده، از پارامتر اصلاحی ویژه (SCP) استفاده شد که با اعمال آن، مقدار خطای RMSE در زمان جدید برای تخمین کلروفیل آ از ۰/۱۵ به ۰/۰۹ و برای کدورت از ۰/۱۴ به ۰/۰۵ کاهش یافت. تحلیل نتایج ترسیم پهنه بندی پارامترهای کیفی آب نشان داد که بیشترین غلظت کلروفیل آ عمدتاً در نواحی غربی، دیواره های کناری و مناطق کم عمق مخزن، و بیشترین غلظت کدورت در نواحی میانی و عمیق مخزن مشاهده می شود که این الگوها به عوامل محیطی همچون عمق آب، جریان های ورودی به مخزن، و توپوگرافی مخزن وابسته می باشند. در مجموع، یافته های این پژوهش نشان داد که ترکیب تصاویر ماهواره ای، مدل سازی آماری و اصلاحات تطبیقی می توانند به عنوان روشی کارآمد برای پایش کم هزینه و گسترده کیفیت آب دریاچه ها و مخازن سدها مورد استفاده قرار گیرند.

کلمات کلیدی: تصاویر ماهواره ای، کلروفیل آ، کدورت، مخزن سد، مدل سازی

Abstract

Continuous monitoring of water quality in dam reservoirs, especially under the influence of climate change and anthropogenic pressures, is vital for sustainable water resource management. This study utilized Landsat 8 satellite imagery to model and map two key water quality parameters chlorophyll-a and turbidity in the Choke Canyon Reservoir, Texas, USA. A multivariate linear regression model was developed based on in-situ data collected from 19 points across the reservoir surface. The results showed that the developed models performed well at the reference time, with R^2 and RMSE values of 0.96 and 0.09 for chlorophyll-a, and 0.84 and 0.10 for turbidity, respectively. To address temporal changes and environmental variability, a Spectral Correction Parameter (SCP) was introduced, which improved model accuracy for future time predictions. The RMSE for chlorophyll-a estimation decreased from 0.15 to 0.09, and for turbidity from 0.14 to 0.05 after applying SCP. Spatial analysis revealed that higher chlorophyll-a concentrations were mainly found in the western, shallow, and nearshore areas of the reservoir, while higher turbidity levels were concentrated in the central and deeper zones. These spatial patterns were closely related to environmental factors such as water depth, inflow currents, and reservoir topography. Overall, the integration of remote sensing data, statistical modeling, and spectral correction techniques proved effective for low-cost, large-scale monitoring of water quality in reservoirs.

Keywords: Chlorophyll-a, Modeling, Reservoir, Satellite imagery, Turbidity

سدهای مخزنی به عنوان یکی از مهم ترین سامانه های منابع آب در تأمین آب مصارف کشاورزی، شرب، صنعت و نیز ذخیره روانابها به منظور کنترل سیلاب و حفاظت از مناطق مسکونی پایین دست اهمیت زیادی دارند. از مهمترین پارامترهای تأثیرگذار بر مدیریت و بهره برداری از مخازن سدها، متغیرهای کیفیت آب هستند. امروزه با توجه به رشد بی رویه شهرنشینی، افزایش مصرف آب، گسترش اقدامات و دخالت های انسانی در حوضه های آبریز و نیز جدی تر شدن پدیده تغییر اقلیم، پایش پارامترهای کیفیت آب مخازن سدها روز به روز مهم تر شده است. منابع آب های سطحی از جمله رودخانه ها و مخازن سدها به دلیل روان بودن در سطح زمین و تماس دائم با محیط اطراف، به طور مستقیم تحت تأثیر عوامل محیطی و انسانی بوده و احتمال آلودگی بیشتری دارند (Bonansea et al., 2019). شاخص های متعددی از قبیل کدورت^۱ آب، کل مواد جامد معلق^۲ (TSS)، غلظت کلروفیل آ^۳ (Chl-a)، رسوبات آلاینده، اکسیژن محلول^۴ در آب (DO)، مواد مغذی (شامل فسفات، نیتروژن، نیترات، سیلیکات)، جلبک های مضر، و حتی دما، شوری و سایر مواد آلاینده برای ارزیابی کیفیت آب های سطحی وجود دارند (Chaturanika et al., 2023). به عنوان مثال مقدار کلروفیل آ موجود در آب های سطحی با مواد مغذی مانند نیتروژن و فسفر ارتباط مستقیم دارد و به عنوان یکی از شاخص های مهم آتروفیکاسیون^۵ بیان می شود (Aminot & Rey, 2000). مقادیر بالای این عناصر در آب به رشد بیش از حد جلبک ها کمک می کنند و در نتیجه کیفیت آب را پایین می آورند. این موضوع، به ویژه در آب های سطحی مورد استفاده برای مصارف شرب اهمیت زیادی دارد (Beilski & Tos, 2022). نیترات موجود در رواناب اراضی کشاورزی باعث رشد سریع جلبک ها در مخزن سد می شود، ورود رسوبات به ویژه ذرات ریزدانه و رسوب گذاری در مخزن سد چالش های زیادی برای کیفیت آب مخزن ایجاد می کند، ورود کربن محلول حاصل از تجزیه بقایای گیاهی و برگ های درختان در مخازن سدها باعث اختلال در انجام واکنش های شیمیایی لازم برای تصفیه آب شرب می شود (Ross et al., 2019). فعالیت های انسانی در سطح حوضه آبخیز بالادست از قبیل تخریب جنگل ها و پوشش گیاهی و برداشت مصالح رودخانه ای نیز اثرات عمده ای بر کاهش کیفیت آب دریاچه ها و مخازن سدها دارند (Tanjung et al., 2023). پیش بینی مکانی و زمانی این متغیرها در مخازن سدها به کمک ابزارهای مختلفی از قبیل اندازه گیری های میدانی و مدل سازی ریاضی امکان پذیر است که شامل محدودیت های متعددی می باشند. برای پایش این پارامترها در سطح مخزن، از اندازه گیری های میدانی به کمک تیم ها و گروه های متخصص، استفاده از تجهیزات خاص و تهیه نقشه های غلظت استفاده می شود که نیازمند تجزیه و تحلیل های زمان بر و پرهزینه در آزمایشگاه می باشند (Larico et al., 2021). علاوه بر این، اندازه گیری های میدانی می تواند باعث عدم هماهنگی جانی برای افراد تیم اندازه گیری شود. در سال های اخیر شبکه های عصبی و روش های یادگیری ماشین برای تحقیقات مربوط به تعیین پارامترهای کیفیت آب مورد استفاده قرار گرفته اند. اگرچه این روش ها برای پایش پارامترهای کیفیت آب منطقه مورد مطالعه مناسب هستند، اما برای تحلیل، نیاز به داده های زیادی دارند (Li et al., 2022). روش های یادگیری عمیق نیز که در مراحل اولیه توسعه هستند، به حجم بالایی از داده های ناهمگن برای آموزش نیاز دارند که باعث افزایش پیچیدگی آن ها در بررسی آب های سطحی با وسعت کم می شود (Peterson et al., 2020). بنابراین استفاده از روشی که بتواند علاوه بر صرفه جویی در زمان، هزینه های پایش و بررسی متغیرهای کیفی آب را کاهش دهد امری مطلوب و مورد نیاز است. اولین تصاویر سنجنش از دور در سال ۱۹۷۰ میلادی به وسیله ماهواره Landsat1 برای ترسیم پستی و بلندی های سطح زمین و تراز سطح آب های آزاد ثبت شد (Gleick., 1993). امروزه از تصاویر ماهواره ای به منظور تخمین نرخ رسوب گذاری در مخازن سدها و دریاچه ها (Zahiri et al., 2024)، برآورد سری های زمانی مساحت و حجم آب ذخیره شده در مخازن سدها (Feiz abady et al., 2024)، مطالعه و بررسی هیدرولوژی آب های سطحی، تخمین شوری و دمای سطح آب رودخانه ها و مخازن سدها، بررسی تغییرات پارامترهای کیفیت آب و ارزیابی رسوبات معلق در آب های سطحی استفاده می شود (Jaywant & Arif, 2024). سنجنش از دور به کمک تصاویر ماهواره ای ثبت شده از آب های سطحی، تخمین سریع و ارزان تر پارامترهای کیفیت آب را امکان پذیر می کند و با استفاده از داده های اندازه گیری محدود، امکان تجزیه و تحلیل این پارامترها را در نقاط مکانی مختلف مخزن فراهم می کند. انعکاس نور خورشید از سطوح مختلف در قالب باندهای طیفی

¹ Turbidity

² Total Suspended Solids

³ Chlorophyll-a

⁴ Dissolved Oxygen

⁵ Eutrophication

⁶ Deep Learning

تصاویر ماهواره‌ای که دارای طول موج‌های مختلف می‌باشند ثبت می‌گردد و به این دلیل که اجسام مختلف دارای بازتابش متفاوت از سطح خود می‌باشند می‌توان آن‌ها را تفکیک و بررسی کرد. برای مثال آب خالص در محدوده طول موج باند مادون قرمز نزدیک جذب زیادی دارد. کلروفیل آ که از رایج‌ترین نوع فیتوپلانکتون‌ها می‌باشد در محدوده باند آبی و قرمز دارای جذب بسیار شدید نور بوده، اما در محدوده نور سبز دارای بازتاب بسیار بالایی می‌باشد. با این حال سنجش از دور برای پایش تغییرات پارامترهای کیفیت آب دارای مشکلاتی نیز هست. اثرات اتمسفری و جوی، رژیم جریان، عمق آب و جنس بستر از مواردی هستند که در تجزیه و تحلیل تصاویر ماهواره‌ای باید در نظر گرفته شوند (Kowe et al., 2022). Beilski & Tos (2022) با استفاده از تصاویر ماهواره Sentinel2 به بررسی و تخمین پارامترهای کیفی کلروفیل آ و کدورت سد مخزن دریاچه کم عمق دوپایز واقع در کشور فنلاند پرداختند. آن‌ها از ۱۳ طول موج مختلف برای تعیین ضرایب پارامترهای حاصل از بازتاب‌های سطح آب مخزن استفاده کردند و به رابطه‌ای خطی با فرم لگاریتمی برای تخمین پارامترهای کیفی آب دست یافتند. به دلیل کم عمق بودن مخزن، بازتاب به دست آمده از تصاویر ماهواره Sentinel2 با معادله Lambert Beer تصحیح شد تا اثرات بازتاب کف دریاچه اصلاح شود. بلیسکی و تاز اضافه کردند که به دلیل وجود مدل‌های متعدد برای پایش پارامترهای کیفی آب‌های سطحی، هیچ مدل جهانی واحدی برای استفاده در مناطق مختلف وجود ندارد. نتایج به دست آمده از مطالعه آن‌ها نشان داد، پیش‌بینی اینکه بازتاب کف در چه عمقی و برای کدام طول موج‌ها ناچیز است غیرممکن بوده و با تجزیه و تحلیل تصاویر متعدد ماهواره‌ای می‌توان این امر را ساده کرد. Kganyago و همکاران (2025) با بیان اینکه تصاویر ماهواره‌ای روشی بسیار سریع و کم هزینه برای پایش کیفیت آب‌های سطحی می‌باشد به بررسی ۱۴۲ مقاله منتشر شده بین سال‌های ۲۰۰۲ تا ۲۰۲۴ از پایگاه‌های داده Web of science و Scopus پرداختند. آن‌ها پس از تجزیه و تحلیل، مقالات را در قالب نمودار PRISMA منتشر کردند. بررسی‌ها نشان داد که سنسورهای با وضوح پایین و سوابق طولانی مدت، مانند MODIS، معمولاً برای مطالعه دریاچه‌های بسیار بزرگ استفاده می‌شوند. در مقابل، سنسورهایی مانند Landsat-8 و Sentinel-2 هم برای دریاچه‌های بزرگ و هم برای مخازن سدها استفاده می‌شوند. این سنسورها حاوی نواحی طیفی لازم برای پایش کیفیت آب هستند، به عنوان مثال طول موج ۶۰۰-۵۰۰ نانومتر برای کلروفیل، طول موج ۶۴۰-۶۷۰ نانومتر برای کدورت آب و طول موج ۸۶۰-۱۰۴۰ برای تخمین کل جامدات معلق در آب استفاده می‌شود. این تحقیقات همچنین نشان داد در کشورهایی مانند چین، هند، برزیل و آفریقای جنوبی بررسی‌های سنجش از دور در زمینه کیفیت آب بر پارامترهای نوری متمرکز شده‌اند، و تحقیقات محدودی روی پارامترهای غیرنوری مانند نیتروژن، فسفر و دما صورت گرفته است، بنابراین Kganyago و همکاران پیشنهاد دادند که این کشورها برای پایش پارامترهای غیرنوری کیفیت آب، از روش‌های مستقیم و غیرمستقیم به همراه مدل‌های مختلف یادگیری ماشین استفاده کنند. Ying Deng و همکاران (2024) در کشور کانادا، به مطالعه و بررسی ادغام فناوری سنجش از دور ماهواره‌ای و روش‌های یادگیری ماشین برای مدیریت کیفیت آب دریاچه‌ها پرداختند. انتخاب مناسب ماهواره‌های مختلف، پیش‌بینی پارامترهای کیفیت آب و همچنین اثربخشی روش‌های یادگیری ماشین بر استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، مهم‌ترین موضوعات مورد پژوهش آن‌ها بود. مطابق بررسی‌ها، نتایج استفاده از ماهواره‌های مختلف برای انواع گوناگون دریاچه‌ها و پارامترهای خاص کیفیت آب عملکردهای متفاوتی نشان دادند. برای مثال ماهواره‌های Landsat با سابقه عملیات طولانی و وضوح مکانی متوسط، برای دریاچه‌های بزرگ که در آن‌ها تجزیه و تحلیل روند بلندمدت پدیده‌ها بسیار مهم است، ایده‌آل می‌باشند. این ماهواره‌ها به ویژه برای بررسی پارامترهایی مانند کلروفیل آ و دما مناسب هستند. از طرف دیگر ماهواره Sentinel2 با وضوح مکانی بالاتر و دوره زمانی کوتاه‌تر در تصویربرداری مجدد، زمینه را برای بررسی دریاچه‌های متوسط و پارامترهای پویاتر مثل CDOM^۱ و TSS فراهم می‌کند. MODIS با محدوده طیفی گسترده و تصویربرداری‌های مکرر، برای دریاچه‌های بسیار بزرگ و پارامترهایی مانند دمای سطح و شکوفایی جلبک‌ها که نیاز به پایش مکرر دارند مناسب است. پژوهش‌های Ying Deng و همکاران نشان داد که کدام مدل‌های یادگیری ماشین برای مجموعه داده‌های زمینی و تصاویر ماهواره‌ای مختلف مناسب‌تر است. RF^۲ و GBT^۳ به دلیل توانایی مناسب در ارزیابی داده‌های با وضوح متوسط و کاهش بیش از حد برازش برای تصاویر Landsat8 مطلوب هستند. به دلیل تعادل خوبی که این مدل‌ها بین پیچیدگی داده‌ها و عملکرد برقرار می‌کنند، می‌توان از آن‌ها در مواقعی که داده‌های اندازه‌گیری میدانی محدود می‌باشد استفاده کرد. SVM^۴ و SVR^۵ها به ویژه برای داده‌های Landsat و در مواقعی که

^۱Colored Dissolved Organic Matter

^۲ Random Forests

^۳ Gradient Boosting Decision Trees

^۴ Support Vector Machines

^۵ Support Vector Regression

روابط خطی می‌باشند مناسب هستند، اما با توجه به اینکه این مدل‌ها برای مدل‌سازی پارامترهای کیفیت‌آب نیاز به داده‌های اندازه‌گیری میدانی زیادی دارند معمولاً با چالش‌هایی همراه هستند. CNNها نیز از دیگر مدل‌های روش یادگیری ماشین می‌باشند که به دلیل عملکرد قوی در استخراج ویژگی‌های مکانی، برای تجزیه و تحلیل دقیق تصاویر با وضوح مکانی بالای Sentinel2 کاربرد مؤثری دارند. Obaid و همکاران در سال ۲۰۲۴ به مطالعه رشد جلبک‌های مضر (HABs) در سد وال استان گائوتنگ کشور آفریقای جنوبی پرداختند. این سد برای مصارف شرب استفاده می‌شود و با ورود قابل توجه موادمغذی از منابع حوضه آبریز خود مواجه است. به این منظور آن‌ها از کلروفیل آ به عنوان شاخصی برای ترسیم پهنه‌بندی توزیع جلبک‌ها در سراسر مخزن استفاده کردند. نتایج نشان داد که تولید و رشد جلبک‌های مضر تحت تأثیر مقدار فسفر کل و نیتروژن آلی بوده که همبستگی مثبتی با غلظت کلروفیل آ نشان می‌دهند. تجزیه و تحلیل بلندمدت تصاویر ماهواره Landsat8 و مقایسه آن با داده‌های اندازه‌گیری شده در محل نشان داد که غلظت متوسط کلروفیل آ بین سال‌های ۱۹۸۶ تا ۲۰۲۲ حدود ۱۱/۲۵ میکروگرم در لیتر می‌باشد که این مقدار در دهه اول (۱۹۹۰-۲۰۰۰) برابر ۴/۷۵ میکروگرم در لیتر، در دهه دوم (۲۰۰۰-۲۰۱۰) برابر ۱۰/۵۱ میکروگرم در لیتر و در دهه سوم (۲۰۱۰-۲۰۲۰) به مقدار ۱۶/۷۰ میکروگرم در لیتر رسیده است. نتایج همچنین نشان داد در طول دهه گذشته فعالیت جلبک‌های مضر تحت تأثیر هندسه سد و میزان تخلیه از دو رودخانه تغذیه‌کننده آن قرار دارد و غلظت‌های بالاتر در مناطق پیرامون مخزن و مناطقی که گردش آب کمتری دارد مشاهده می‌شوند. Omondi و همکاران (۲۰۲۴) از تصاویر ماهواره Landsat8 OLI برای تخمین پارامترهای کیفیت آب مخزن سد دورودخانه استان گیشو در کشور کنیا استفاده کردند. آن‌ها به کمک شبکه عصبی مصنوعی به برآورد دوز بهینه متغیرهای کیفی آب شرب برای تصفیه‌سازی پرداختند. همچنین در این مطالعه از مدل‌سازی رگرسیون چندمتغیره تجربی (EMRM) برای ارزیابی بازتاب طیفی کلروفیل آ، کل جامدات معلق و کدورت آب استفاده شد. مطابق نتایج به دست آمده، مقادیر ضریب تعیین (R^2) حاصل از مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای کل جامدات معلق حدود ۰/۸۱، جامدات کل ۰/۷۶ و برای کلروفیل آ ۰/۸۱ برآورد شد. Omondi و همکاران نتیجه گرفتند که می‌توان از تصاویر ماهواره‌ای با وضوح مکانی متوسط برای تخمین پارامترهای کیفیت آب‌های سطحی استفاده کرد و بیان کردند که شبکه عصبی مصنوعی قابلیت مطلوبی برای بهینه‌سازی تصفیه آب شرب دارد. دوستی و همکاران (۱۳۹۷) در مطالعه‌ای بر روی سد مخزنی گلابر با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای Landsat8 و روش‌های دورکاوی آماری، هدایت الکتریکی آب را مدل‌سازی کردند. نتایج نشان داد مدل‌های آماری ارائه شده با ضریب تعیین حدود ۰/۸ و خطای RMSE پایین قادر به پیش‌بینی برخی پارامترهای کیفی آب هستند. مشیدی و جهانگیر (۱۴۰۰) در مخزن سد سیمره و با بهره‌گیری از تصاویر ماهواره‌های Sentinel2 و Landsat8 به تخمین شاخص‌های کیفی آب از جمله PH، هدایت الکتریکی و کل جامدات محلول پرداختند. مدل‌های رگرسیونی استخراج شده دقت قابل قبولی نشان دادند (ضریب تعیین بالاتر از ۰/۷) و مشخص شد که باندهای طیفی قابلیت بالایی در پایش مستمر پارامترهای کیفیت آب دارند. آنچه بیان شد نشان می‌دهد که با توجه به اهمیت روزافزون مدیریت و حفظ منابع آبی و صرفه‌جویی در هزینه و زمان استفاده از روش‌های جدید به جای روش‌های سنتی امری ضروری است. در این مطالعه با هدف ارزیابی دینامیک مکانی و زمانی دو شاخص کیفیت آب کدورت و کلروفیل آ، به کمک داده‌های اندازه‌گیری میدانی محدود، از تصاویر ماهواره Landsat8 OLI و روش جدید مرجع‌سازی، مبتنی بر یکسان‌سازی اثرات محیطی بر نور انعکاس یافته از سطح آب مخزن سد استفاده شده است. در این روش ابتدا با استفاده از روابط رگرسیون خطی چندمتغیره، بین مقادیر باندهای طیفی استخراج شده از تصاویر ماهواره‌ای و مقادیر اندازه‌گیری شده پارامترهای کیفی آب روابطی به فرم ریاضی برقرار می‌شود و با استفاده از این روابط مقادیر پارامترهای کیفی آب برای سایر نقاط مخزن که دارای اندازه‌گیری‌های میدانی نیستند محاسبه می‌شود. به کمک مقادیر محاسبه شده از روابط رگرسیونی برای هر نقطه از مخزن، نقشه پهنه‌بندی پارامترهای کیفیت آب در نرم‌افزار Arcgis ترسیم می‌شود. به دلیل عدم وجود داده‌های اندازه‌گیری میدانی مطلوب به صورت گسترده و پیوسته در آب-های سطحی کشور و چالش‌های اقتصادی، از داده‌های کلروفیل آ و کدورت سد مخزنی Choke Canyon واقع در تگزاس ایالات متحده برای مدل‌سازی استفاده گردید.

1 Convolutional Neural Network

2 Harmful Algal Blooms

3 Empirical Multivariate Regression Modeling

روش‌شناسی پژوهش

منطقه مورد مطالعه

مخزن سد Choke Canyon در طول جغرافیایی $98^{\circ}21.00'W$ و عرض جغرافیایی $28^{\circ}30.00'N$ واقع شده است. این مخزن تقریباً در ۴ مایلی غرب 3Rivers در شهر لایو اوک ایالت تگزاس در کشور آمریکا، بر روی رودخانه فریو^۲ یکی از شاخه‌های اصلی رودخانه نوئیس^۳ قرار دارد (شکل ۱). طبق گزارش سایت رسمی مرکز داده‌های آب ایالت تگزاس^۴ هدف از ساخت این مخزن مصارف شرب و تفریحی بیان شده است. براساس این گزارش، طرح احداث مخزن Choke Canyon در تاریخ ۱۳ اکتبر سال ۱۹۷۸ آغاز و مراسم افتتاح آن در ۸ ژوئن ۱۹۸۲ برگزار شد. این سد از نوع خاکی با طول و حداکثر ارتفاع معادل ۱۸۵۰۰ و ۱۱۶ فوت می‌باشد. تاج این سد در ارتفاع ۲۴۱/۱۴ فوت از سطح دریا قرار دارد و حداکثر ارتفاع تراز سطح آب در آن می‌تواند به ارتفاع ۲۳۲/۱۸ فوت بالاتر از سطح دریا برسد. حداکثر ظرفیت ذخیره‌سازی مخزن در زمان بهره‌برداری در حدود ۶۶۲۸۲۰ اکرفوت^۵ (معادل ۸۱۷/۷۶ میلیون مترمکعب) ثبت گردید. آخرین داده‌های موجود نشان می‌دهد که در ۴ ژوئن ۲۰۲۵، تنها ۱۳/۱ درصد از ظرفیت ذخیره‌سازی مخزن (معادل ۱۰۷/۱ میلیون مترمکعب) بوده است.



شکل ۱. موقعیت تاج و مخزن سد Choke Canyon

Fig. 1. Location of the dam crest and reservoir of Choke Canyon

¹ Live Oak

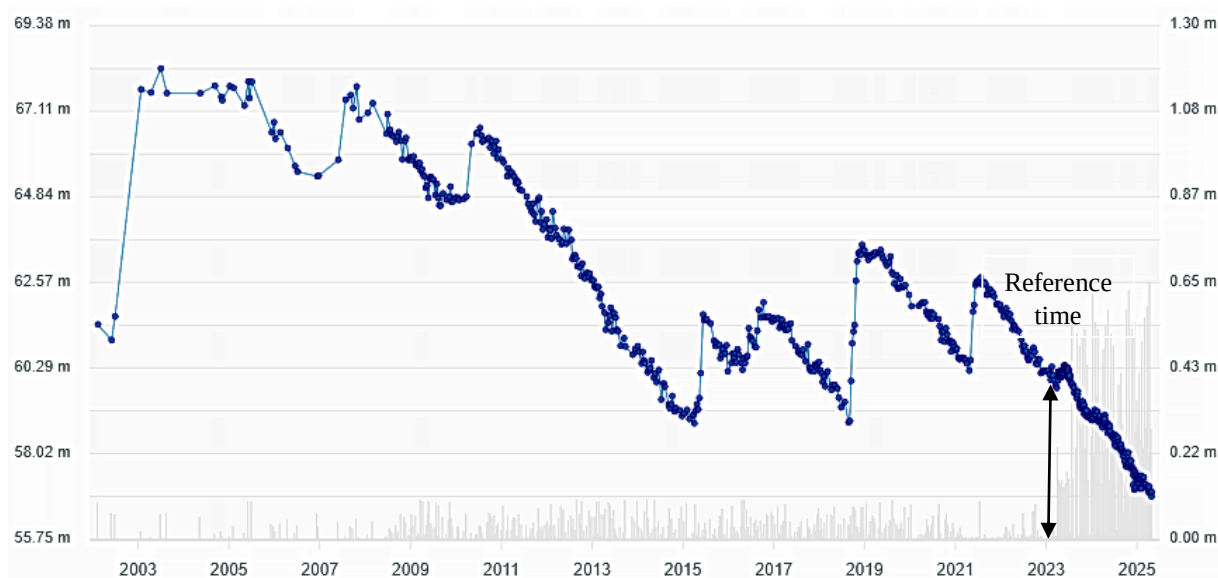
² Frío

³ Nueces

⁴ <https://www.waterdatafortexas.org/>

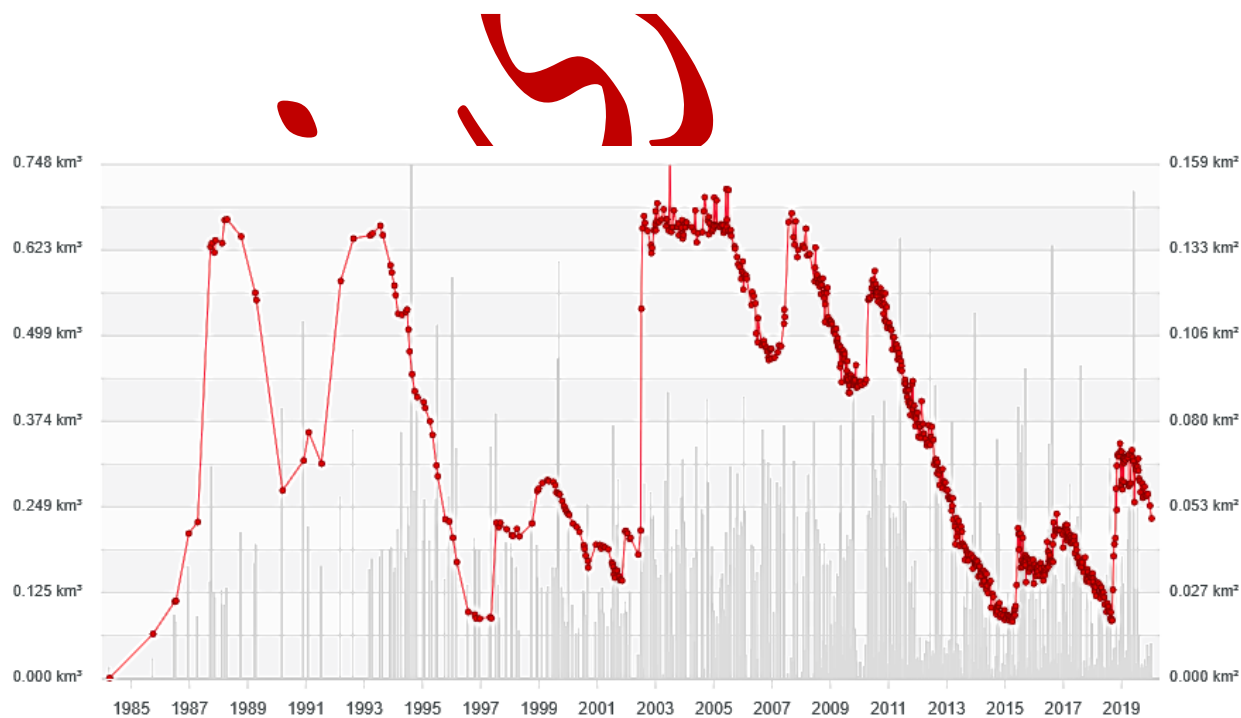
⁵ Acre ft

شکل‌های ۲ و ۳، نمودار سری‌زمانی تراز سطح و حجم آب (Schwatke et al., 2020) مخزن Choke Canyon را که از پایگاه داده‌های هیدرولوژیکی آب‌های سطحی (DAHITI)^۱ تحت نظر موسسه تحقیقات ژئودتیک دانشگاه فنی مونیخ آلمان (DGF-TUM) استخراج شده‌است نشان می‌دهند.



شکل ۲. داده‌های سری‌زمانی تراز سطح آب مخزن Choke canyon

Fig. 2. Time series of water level data of Choke Canyon reservoir



شکل ۳. داده‌های سری‌زمانی تغییرات حجم آب مخزن Choke canyon

Fig. 3. Time series of variation volume data of Choke Canyon reservoir

¹ <https://dahiti.dgfi.tum.de/en/>

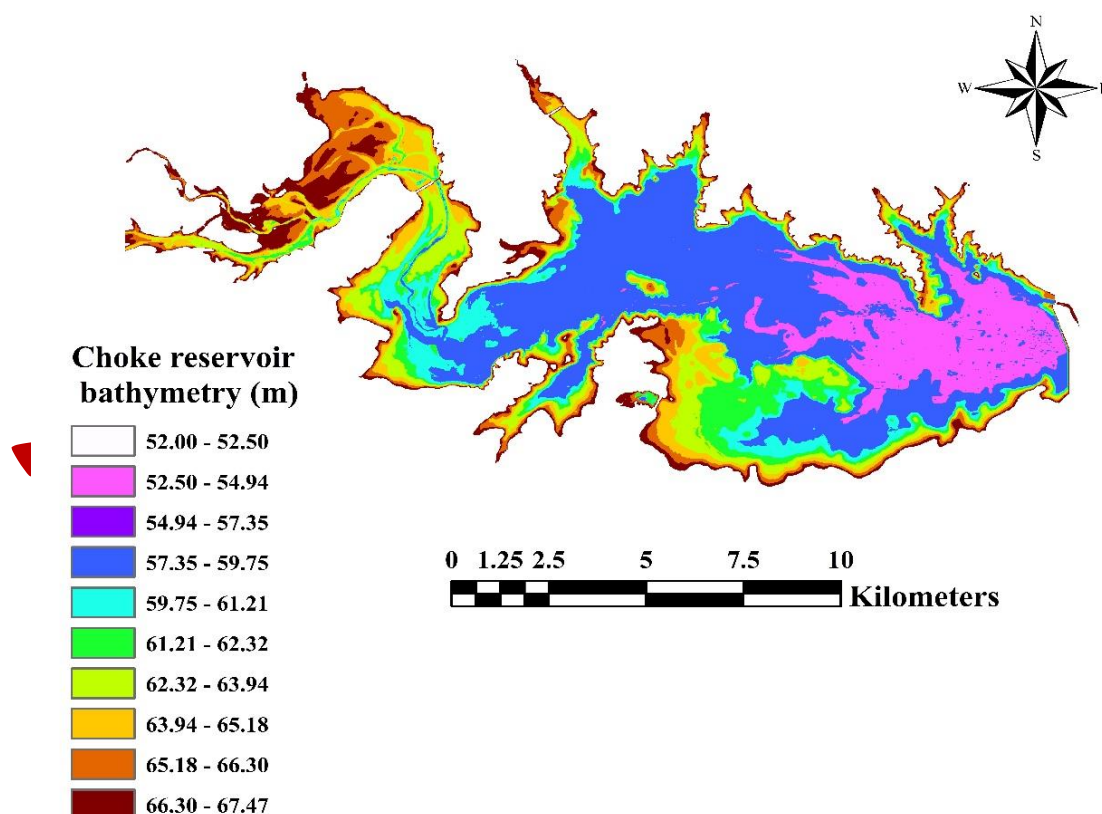
مطابق شکل‌های ۲ و ۳ تراز سطح و حجم آب ذخیره‌شده در مخزن Choke Canyon، در دو دهه گذشته روندی نزولی داشته که باعث کاهش عمق آب در نواحی مختلف مخزن می‌شود. این تغییرات می‌توانند بر تغییر پارامترهای کیفیت آب تأثیر مستقیم داشته باشند.

تصاویر ماهواره‌ای

مجموعه لندست توسط سازمان ملی هوانوردی و فضایی (ناسا) اداره می‌شود که اولین تصاویر خود را به وسیله ماهواره Landsat1 در سال ۱۹۷۲ ثبت کرد. ماهواره‌های لندست دارای مدار چرخشی همسان با خورشید با زاویه $98/2^\circ$ می‌باشند و در ارتفاع ۷۰۵ کیلومتری از سطح زمین فعالیت می‌کنند. Landsat8 با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر و تفکیک زمانی ثبت تصاویر هر ۱۶ روز یکبار در ۱۱ فوریه ۲۰۱۳ وارد مدار فضایی خود شد. این ماهواره شامل تصویرساز عملیاتی (OLI) و سنسور مادون قرمز حرارتی (TIRS) می‌باشد. (Sekertekin et al., 2018) تصاویر ماهواره Landsat8 شامل مجموعه‌ای از باندهای مرئی، مادون قرمز، سیروس، پانکروماتیک و حرارتی می‌باشند که دسترسی به آن‌ها به صورت رایگان در آرشیو سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده (USGS) قرار دارد. در این مطالعه از تصاویر Level2 Collection2 این ماهواره که به صورت پیش فرض مورد تصحیحات اتمسفری قرار گرفته‌اند استفاده شده است. (Teixeira Pinto et al., 2020)

داده‌های اندازه‌گیری میدانی

پارامترهای کیفیت آب ۱۹ نقطه در براسر مخزن Choke Canyon به عنوان نقاط اندازه‌گیری شده در محل، از پایگاه داده گروه علوم و حفاظت آب ایالت تگزاس (TWDB)^۲ که تحت نظر موسسه توسعه علوم آب این ایالت قرار دارد، دریافت شد. همچنین با استفاده از آخرین داده‌های مربوط به توپوگرافی^۳ مخزن Choke Canyon که در تاریخ ۲/۱۳/۲۰۱۲ به کمک عمق‌سنج‌های راداری اندازه‌گیری شده است، نقشه توپوگرافی کف مخزن ترسیم شد. شکل ۴ نقشه توپوگرافی مخزن مورد مطالعه را نشان می‌دهد.



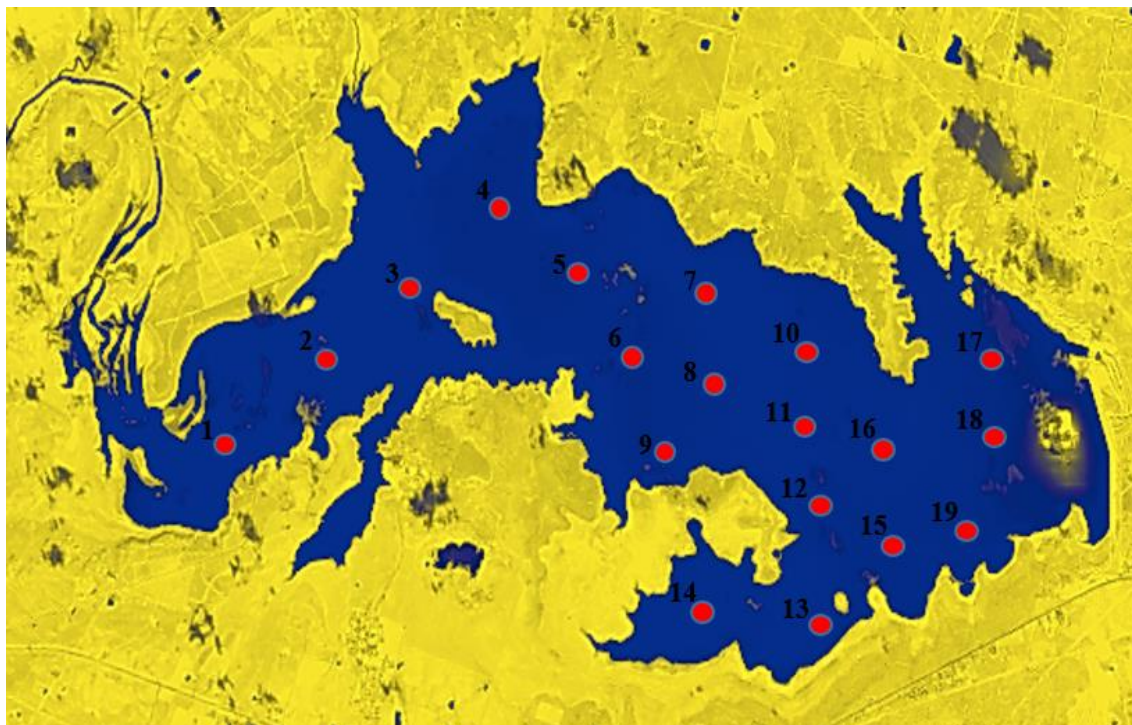
شکل ۴. نقشه توپوگرافی مخزن Choke Canyon
Fig. 4. Choke Canyon reservoir bathymetry

¹ <https://earthexplorer.usgs.gov/>

² <http://waterfortexas.twdb.texas.gov/>

³ Bathymetry

مطابق با گزارش‌های پایگاه داده TWDB، مقدار پارامترهای کلروفیل آ و کدورت برای ۱۹ نقطه مکانی مخزن Choke Canyon در تاریخ ۲۰۲۳/۰۱/۲۸ اندازه‌گیری و ثبت شده‌است. مقادیر این پارامترها با استفاده از دستگاه CTD اندازه‌گیری شده‌اند. شکل ۵ محدوده مخزن Choke Canyon را نشان داده‌است. نقاط قرمز رنگ موقعیت‌های مکانی محل اندازه‌گیری پارامترهای کیفی آب مخزن می‌باشند.



شکل ۵. موقعیت مکانی نقاط نمونه‌برداری پارامترهای کیفی آب در مخزن Choke Canyon.

Fig. 5. Geographical location of water quality sampling points in Choke Canyon.

با مقایسه شکل‌های ۴ و ۵ مشاهده می‌شود که محل اکثر نقاط نمونه‌برداری در مناطق نسبتاً عمیق مخزن Choke Canyon قرار دارند و به‌صورت مطلوبی در سراسر مخزن توزیع شده‌اند. مطابق گزارش TWDB مقادیر پارامترهای کیفی کلروفیل آ، کدورت و عمق‌های نمونه‌برداری برای مخزن مورد مطالعه در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱. داده‌های اندازه‌گیری میدانی پارامترهای کیفیت آب مخزن Choke Canyon ۲۰۲۳/۰۱/۱۵

Table. 1. Water quality measured data of choke canyon reservoir. 2023/01/15

عمق نمونه- برداری (متر) Sampling depth (m)	کدورت (NTU) Turbidity (NTU)	کلروفیل- آ (میلی گرم بر مترمکعب) Chl-a (mg/m ³)	نشانی نمونه نقطه برداری Sampling Data ID	عمق نمونه- برداری (متر) Sampling depth (m)	کدورت (NTU) Turbidity (NTU)	کلروفیل- آ (میلی گرم بر مترمکعب) Chl-a (mg/m ³)	نشانی نمونه نقطه برداری Sampling Data ID
۰/۲۱	۱/۱۵	۰/۷۲	۱۱	۰/۲۹	۰/۹۹	۲/۸۵	۱
۰/۳۱	۱/۰۵	۰/۶۹	۱۲	۰/۲۰	۲/۰۹	۱/۰۵	۲
۰/۳۳	۱/۲۳	۰/۷۳	۱۳	۰/۳۰	۱/۱۰	۰/۹۵	۳

۴	۰/۹۴	۱/۰۷	۰/۳۰	۱۴	۰/۷۰	۰/۹۲	۰/۳۵
۵	۰/۸۸	۰/۹۴	۰/۲۵	۱۵	۰/۷۳	۱/۲۰	۰/۲۵
۶	۰/۸۷	۱/۱۷	۰/۲۱	۱۶	۱/۷۰	۱/۱۱	۰/۲۵
۷	۰/۸۵	۱/۱۷	۰/۲۵	۱۷	۰/۷۸	۱/۳۴	۰/۳۰
۸	۰/۸۳	۱/۲۶	۰/۲۴	۱۸	۰/۸۵	۱/۲۰	۰/۲۸
۹	۰/۸۳	۰/۹۸	۰/۲۲	۱۹	۰/۹۵	۱/۳۷	۰/۳۲
۱۰	۰/۷۷	۱/۲۱	۰/۳۱	–			

روش انجام مطالعه

سنسورهای چندطیفی نوری مانند تصویرساز عملیاتی Landsat8 OLI، داده‌ها را به صورت باندهای طیفی متمایز در طیف‌های الکترومغناطیسی مشخص جمع‌آوری می‌کنند (Li et al., 2022). تصویرساز Landsat8 OLI شامل باندهای مرئی، مادون قرمز نزدیک، کوتاه^۱ و میانی^۲، پانکروماتیک^۳، سیروس^۴ و حرارتی^۵ می‌باشد که نظارت مداوم بر آب‌های با مقیاس بزرگ را ممکن می‌کند. پایش سری‌های زمانی تراز سطح آب، تغییرات حجم آب ذخیره‌شده در مخازن سدها و دریاچه‌ها، تفکیک مناطق آب و خشکی، تخمین نرخ رسوب‌گذاری در مخازن سدها و تخمین پارامترهای کیفی آب از مهم‌ترین کاربردهای تصاویر ماهواره‌ای می‌باشند. سنسورهای نوری با حساسیت به تغییرات بازتاب از سطح آب، توانایی خوبی برای پایش پارامترهای فعال نوری مانند کلروفیل آ و کدورت دارند و امکان تخمین این پارامترها را فراهم می‌کنند (Zhang et al., 2022). کلروفیل آ به عنوان یک شاخص کلیدی برای شناخت و بررسی توده‌های زیستی فیتوپلانکتون‌ها^۶ و یک شاخص مهم برای ارزیابی آتروفیکاسیون و رشد جلبک‌ها عمل می‌کند. رایج‌ترین باندهای طیفی برای تخمین کلروفیل آ، باندهای آبی، سبز، قرمز و مادون قرمز نزدیک هستند (Yin et al., 2023). البته برخی مطالعات از باند طیفی فرابنفش برای بررسی تغییرات کلروفیل آ موجود در آب‌های سطحی استفاده کرده‌اند (Yang et al., 2023)، اما باندهای قرمز و مادون قرمز نزدیک به دلیل خواص جذب و بازتابش قوی، مؤثرتر می‌باشند (Yigit et al., 2019). پارامتر کدورت، شفافیت آب را اندازه‌گیری می‌کند و مقدار آن تحت اثر مستقیم ذرات معلق موجود در عمق‌های مختلف آب قرار می‌گیرد (Assar, 2024). این امر بر نفوذ نور در آب تأثیر می‌گذارد و برای اکوسیستم‌های آبی حیاتی است (Ma et al., 2021). برای سنجش کدورت آب به کمک تصاویر ماهواره‌ای، معمولاً از باندهای مرئی بین طول موج ۴۰۰ تا ۷۰۰ نانومتر، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز میانی استفاده می‌شود. باندهای مرئی و مادون قرمز نزدیک، پراکندگی بازتابش نور از ذرات معلق را که به طور مستقیم با کدورت در ارتباط هستند ثبت می‌کنند (Yigit et al., 2019). باند مادون قرمز میانی نیز به دلیل نفوذ به اعماق آب، کمتر تحت تأثیر بازتابش نور از سطح آب قرار می‌گیرد و بنابراین به کمک آن می‌توان مقدار کدورت در مناطق عمیق را تخمین زد (Ramesh et al., 2023). در این مطالعه از تصاویر L2C2 ماهواره Landsat8 که به طور پیش‌فرض شامل تصحیحات رادیومتریکی و اتمسفری می‌باشند استفاده شده است. با توجه به خصوصیات پارامترهای کیفی کلروفیل آ و کدورت در جذب و بازتابش نور خورشید، و با هدف بررسی تغییرات این دو پارامتر در بعد مکانی و زمانی، تاریخ ۲۰۲۳/۰۱/۱۵، که داده‌های اندازه‌گیری پارامترهای کیفی آن در پایگاه داده گزارش شده است به عنوان زمان مرجع در نظر گرفته شد. تصویر مربوط به زمان مرجع پس از انتخاب محدوده مخزن به عنوان منطقه ROI^۷، در نرم‌افزار ENVI به صورت Layer stack شامل باندهای مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز میانی اصلاح شد. برای بررسی پارامترهای کیفی آب، با استفاده از شاخص MNDWI^۸ قسمتی از منطقه ROI که شامل پیکسل‌های آب و خشکی بودند از یکدیگر تفکیک شدند (Feizabady et al., 2024). شاخص MNDWI بهبودیافته شاخص NDWI^۹ می‌باشد که در آن باند (SWIR1) جایگزین باند (NIR) شده است و بازه تغییرات آن بین -۱ تا +۱ می‌باشد.

1 Near infrared

2 SWIR1

3 SWIR2

4 Panchromatic

5 Cirrus

6 TIRS

7 phytoplankton

8 UV

9 Region Of Interest

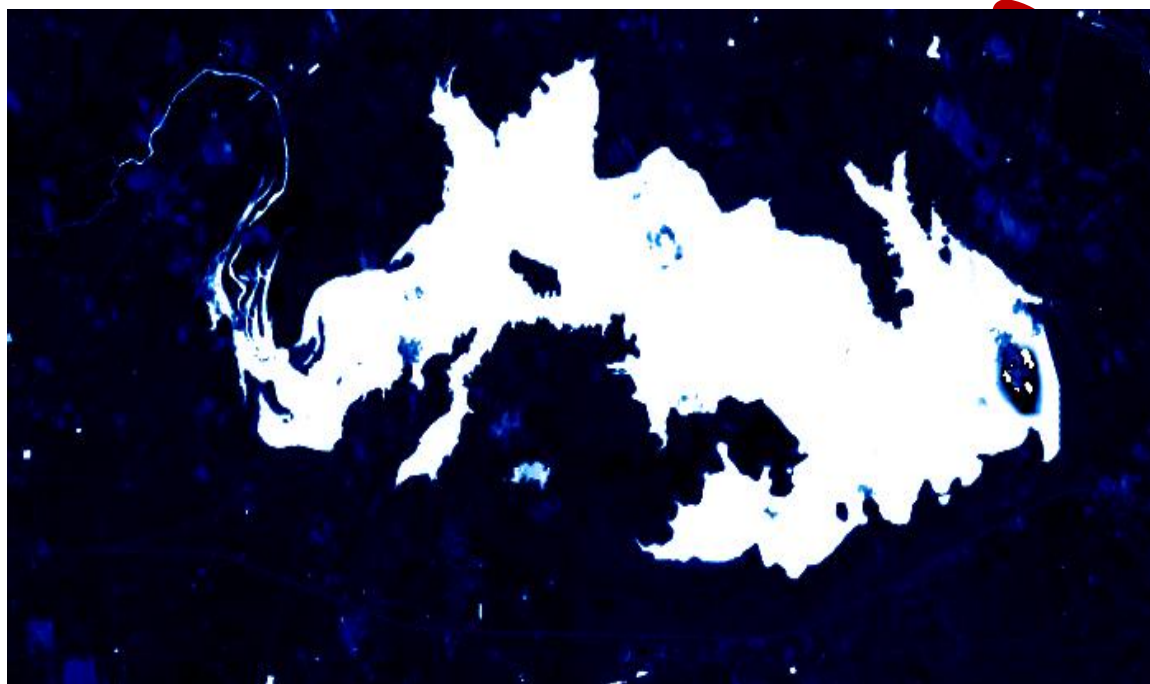
1 Modified Normalized Difference Water Index 0

1 Normalized Difference Water Index 1

عدد صفر می‌تواند آستانه مناسبی برای تعیین مرز بین آب و خشکی باشد ولی همیشه بهترین آستانه نیست (McFeeters, 1996). فرم ریاضی این شاخص با رابطه ۱ بیان شده است:

$MNDWI = \frac{GREEN - SWIR_1}{GREEN + SWIR_2}$	رابطه ۱)
---	----------

برای تصویر زمان مرجع مخزن مورد مطالعه، از مجموع ۱۱۰۷۷۰ پیکسل محدوده مخزن، ۵۵۷۴۰ پیکسل، آب تشخیص داده شد. شکل ۶، سطح آب مخزن Choke Canyon را برای زمان مرجع، که با استفاده از شاخص MNDWI تفکیک شده است نشان می‌دهد.

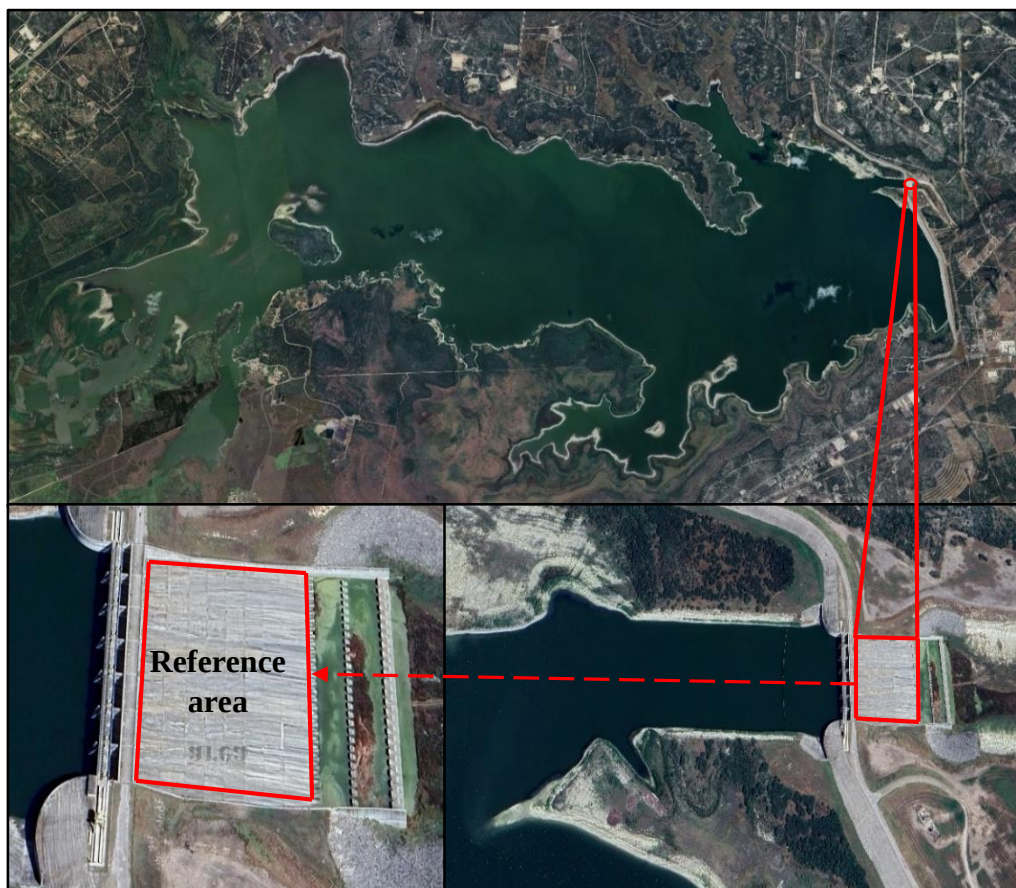


شکل ۶. تفکیک محدوده آبی مخزن Choke Canyon به کمک شاخص MNDWI، ۲۰۲۳/۰۱/۱۵

Fig. 6. Separation of water area of Choke Canyon reservoir using MNDWI, 2023/01/15

برای ترسیم پهنه‌بندی تغییرات پارامترهای کیفی کلروفیل آ و کدورت مخزن Choke Canyon در زمان مرجع، مقادیر باندهای طیفی استخراج شده از پیکسل‌های آب و عمق نقاط اندازه‌گیری (جدول ۱) به عنوان متغیرهای مستقل، و مقادیر اندازه‌گیری شده کلروفیل آ و کدورت آب گزارش شده در جدول ۱ به عنوان متغیرهای وابسته، برای مدل‌سازی به روش رگرسیون خطی چندمتغیره آه کار گرفته شدند. داده‌های ورودی در نرم‌افزار Minitab و با استفاده از روش گام به گام، برای استخراج روابطی که قادر به پیش‌بینی مناسب تغییرات مکانی پارامترهای کیفی آب در سراسر مخزن مورد مطالعه باشند، مورد برازش قرار گرفتند. مطابق داده‌های جدول ۱ و با توجه به اینکه در ۱۹ نقطه اندازه‌گیری مخزن، عمق نمونه‌برداری نسبت به عمق آب متناظر در همان نقاط ناچیز است (عمق‌های نمونه‌برداری نزدیک به سطح آب می‌باشند)، و از طرفی، اکثر نقاط نمونه‌برداری در مناطق نسبتاً عمیق مخزن می‌باشند، از اثر تغییرات جنس کف‌بستر بر نور بازتابش شده از سطح آب صرف نظر شده است. بنابراین برای یک زمان مشخص، تغییرات در مقادیر باندهای طیفی بازتابش شده از سطح آب مخزن با تقریب نسبتاً خوبی بیان‌گر تغییرات پارامترهای کیفی آب در سراسر مخزن می‌باشد (Jakovljevic et al., 2023). روابط به دست آمده برای تخمین پارامترهای کیفی آب در زمان مرجع، می‌توانند با گذشت زمان و بر اثر عواملی مانند تغییرات دمای آب مخزن، تغییر زاویه تابش خورشید، و تغییرات فصلی و جوی دچار خطا در ارزیابی شوند و بنابراین برای استفاده در زمان‌های آینده، نیاز به اصلاح دارند. روش مرجع‌سازی می‌تواند با اصلاح مقادیر باندهای طیفی استخراج شده در زمان جدید و حذف اثر تغییرات محیطی بر نور بازتابی از سطح آب، امکان مقایسه تصاویر ماهواره‌ای

در زمان‌های مختلف را بدون اعمال تغییر در روابط استخراج شده در زمان مرجع فراهم کند. برای مقایسه داده‌های ثبت شده توسط ماهواره Landsat8 در زمان‌های مختلف، آن‌ها نسبت به شرایط بالای سطح مرجع نرمال سازی شدند. منطقه مرجع به عنوان بخشی از بدنه سد در نظر گرفته شد که مقدار بازتابش از سطح آن کم بوده و خواص ظاهری و فیزیکی آن در طول زمان ثابت می باشد (Beilski & Tos, 2022). به دلیل فاصله کوتاه، فرض شد که ترکیب هوای روی سطح مرجع مشابه ترکیب هوای روی سطح مخزن است. شکل ۷ منطقه مرجع را برای مخزن Choke Canyon نشان داده است.



شکل ۷. محدوده سرریز سد Choke Canyon به عنوان سطح مرجع، ۲۰۲۳/۰۱/۱۵

Fig. 7. Choke Canyon dam spillway area as reference region, 2023/01/15

برای اصلاح داده‌های بازتاب شده از سطح مخزن، پارامتر اصلاحی ویژه^۱ (SCP) معرفی شد. این پارامتر نسبت بازتاب ثبت شده در یک روز معین از سطح مرجع، به بازتاب ثبت شده در ۱۵ ژانویه ۲۰۲۳ از سطح مرجع است. بر این اساس بازتاب نور اصلاح شده از سطح مخزن در یک روز معین، برابر حاصل ضرب معکوس^۲ پارامتر اصلاحی ویژه در بازتاب نور نقاط مختلف روی سطح مخزن در همان روز می باشد. این نرمال سازی به عنوان یک اصلاح جوی در نظر گرفته می شود و امکان تطبیق تغییرات محیطی و کیفیت هوا بر روی سطح مرجع و سطح مخزن را فراهم می کند رابطه ۲ فرم ریاضی محاسبه پارامتر اصلاحی ویژه در سطح مرجع را نشان داده است :

$SCP = \frac{Reflectance_{specific\ time}}{Reflectance_{reference\ time}}$	رابطه ۲)
--	----------

1 Specific correction parameter

2 Reflectance

3 Inverse

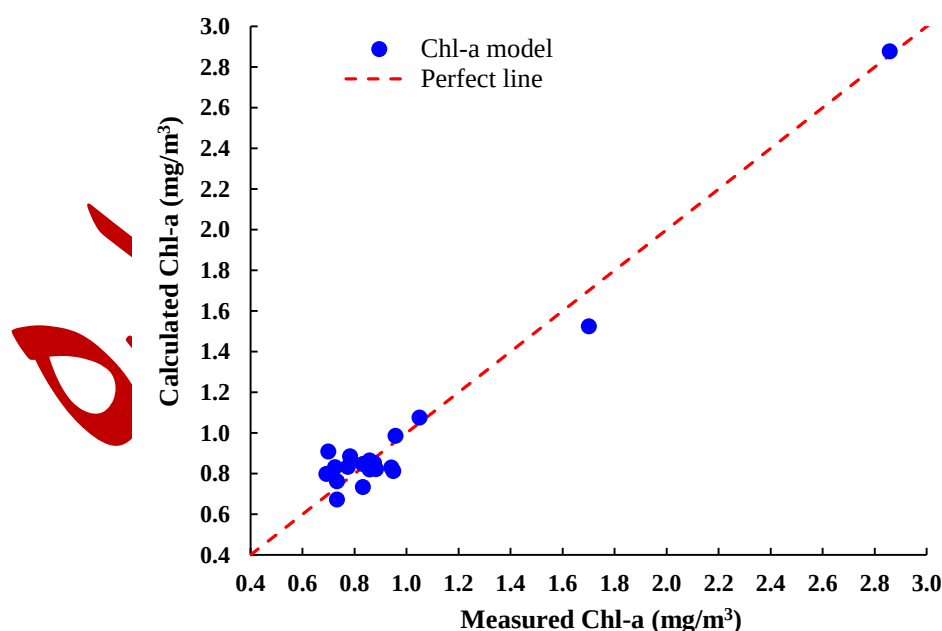
به منظور ترسیم پهنه‌بندی پارامترهای کیفی کلروفیل آ و کدورت مخزن Choke Canyon با استفاده از روش مرجع‌سازی برای زمان آینده، تصویر ماهواره Landsat8 OLI در تاریخ ۱۸ جولای ۲۰۲۳ (۲۰۲۳/۰۷/۱۸) به عنوان زمان جدید انتخاب شد و پس از استخراج مقادیر باندهای طیفی، نتایج در رابطه رگرسیون خطی به دست آمده برای زمان مرجع قرار داده شدند. برای بررسی و ارزیابی دقت روش مرجع‌سازی، مقادیر کلروفیل آ و کدورت محاسبه شده جدید برای ۱۹ نقطه نمونه برداری شکل ۵، با داده‌های اندازه‌گیری ثبت شده تاریخ جدید (۲۰۲۳/۰۷/۱۸) مقایسه شدند و نتایج آن ارائه گردید.

یافته‌های پژوهش

برای بررسی تغییرات و نحوه توزیع پارامترهای کیفی کلروفیل آ و کدورت آب در زمان مرجع (۲۰۲۳/۰۱/۱۵)، روابط ۳ و ۴ برای ترسیم پهنه‌بندی کیفی مخزن Choke Canyon ارائه شدند. ملاحظه می‌شود که باندهای قرمز و مادون قرمز نزدیک باتوجه به ویژگی‌هایی که در بخش روش انجام مطالعه به آن‌ها اشاره شده، بهترین عملکرد را در روش گام به گام نشان دادند.

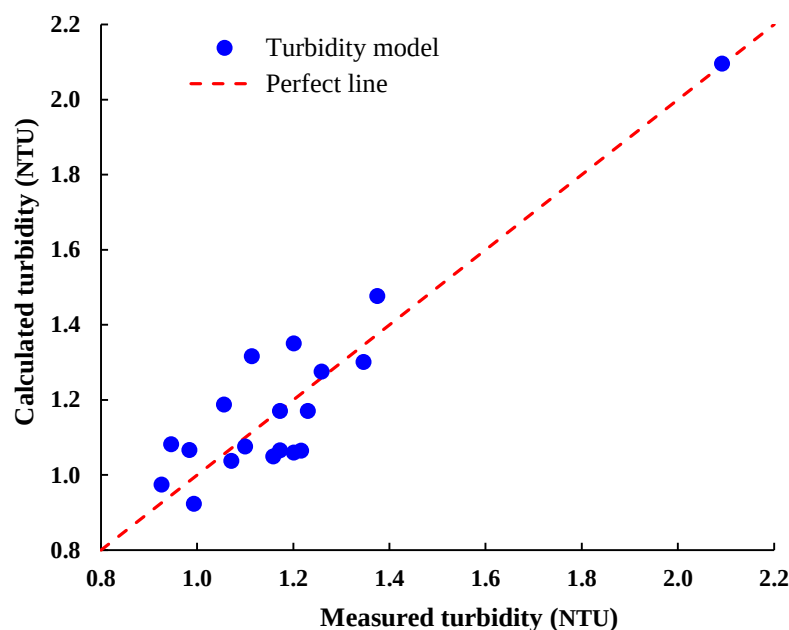
$Chl_a = -4.96 + 52.47 * B4 - 32.07 * B5 + 1.522 * \frac{B5}{B4} - 1.089 * LnB4$	رابطه ۳
$Turbidity = -1.74 - 7.89 * B5 + 1.01 * LnB5 + 6.55 * \frac{LnB5}{LnB4}$	رابطه ۴

با استفاده از روابط ۳ و ۴ در زمان مرجع می‌توان مقدار پارامترهای کیفی مورد مطالعه مخزن Choke Canyon را در محدوده آن تخمین زد. این روابط در عین سادگی، حجم محاسبات کمی دارند. برای ۱۹ نقطه نمونه برداری در زمان مرجع، نتایج محاسباتی پارامترهای کیفی آب مخزن مورد مطالعه با استفاده از روابط ۳ و ۴ در مقابل نتایج اندازه‌گیری ترسیم شدند. شکل‌های ۸ و ۹ این نتایج را به ترتیب برای کلروفیل آ و کدورت آب مخزن Choke Canyon نشان می‌دهند.



شکل ۸. نمودار پراکندگی مقادیر محاسباتی در مقابل مقادیر اندازه‌گیری شده کلروفیل آ مخزن Choke Canyon، ۲۰۲۳/۰۱/۱۵

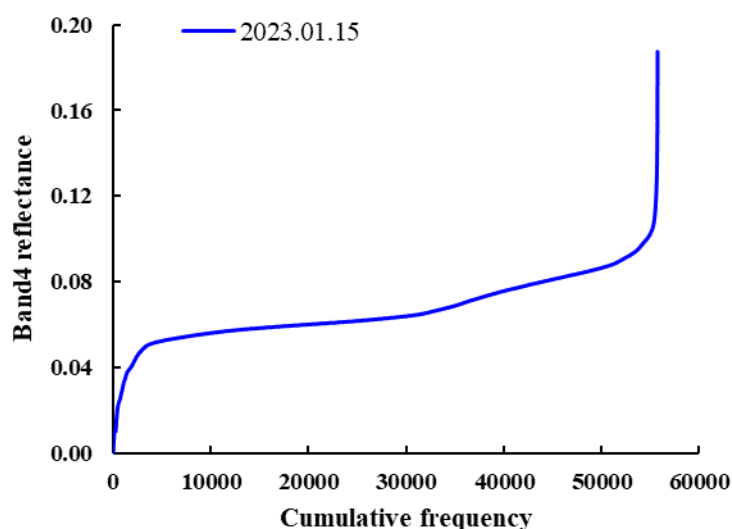
Fig. 8. Scatter plot of calculated versus measured chlorophyll-a values of Choke Canyon reservoir, 2023/01/15



شکل ۹. نمودار پراکندگی مقادیر محاسباتی در مقابل مقادیر اندازه‌گیری شده کدورت مخزن Choke Canyon، ۲۰۲۳/۰۱/۱۵

Fig. 9. Scatter plot of calculated versus measured Turbidity values of Choke Canyon reservoir, 2023/01/15

باتوجه به شکل‌های ۸ و ۹، مقادیر ضریب تعیین^۱ (R^2) و خطای جذر میانگین مربعات^۲ (RMSE) برای کلروفیل‌آ، به ترتیب ۰/۹۶ و ۰/۰۹ و برای کدورت آب، ۰/۸۴ و ۰/۱ محاسبه شد که از نظر دقت در پیش‌بینی قابل قبول است. براین اساس روابط ۳ و ۴ را می‌توان با تقریب خوبی برای تمام نقاط مخزن مورد مطالعه استفاده کرد. شکل‌های ۱۰ و ۱۱ نمودار تجمعی مقادیر باندهای طیفی قرمز و مادون قرمز نزدیک را در زمان مرجع نشان داده‌اند. این مقادیر بازتابش خالص نور از سراسر سطح آب مخزن Choke Canyon در زمان مرجع می‌باشند.

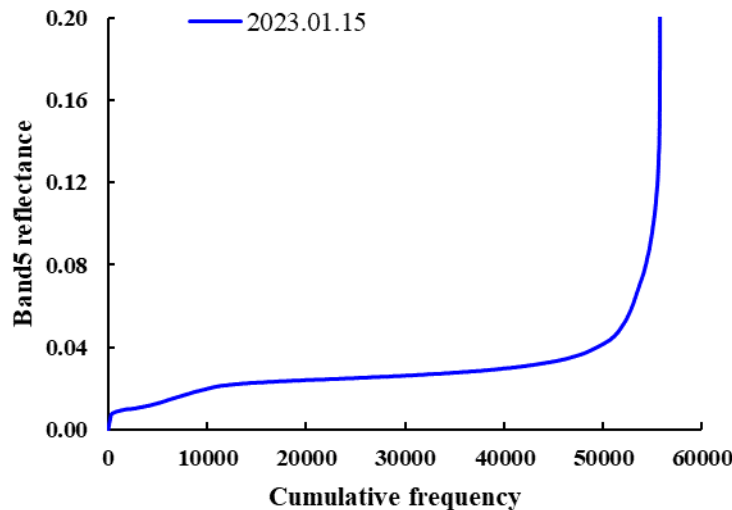


شکل ۱۰. نمودار تجمعی مقادیر بازتابش شده باند قرمز از سطح آب مخزن Choke Canyon، ۲۰۲۳/۰۱/۱۵

Fig. 10. Reflectance values of Red band of Choke Canyon reservoir surface area, 2023/01/15

¹ R-squared

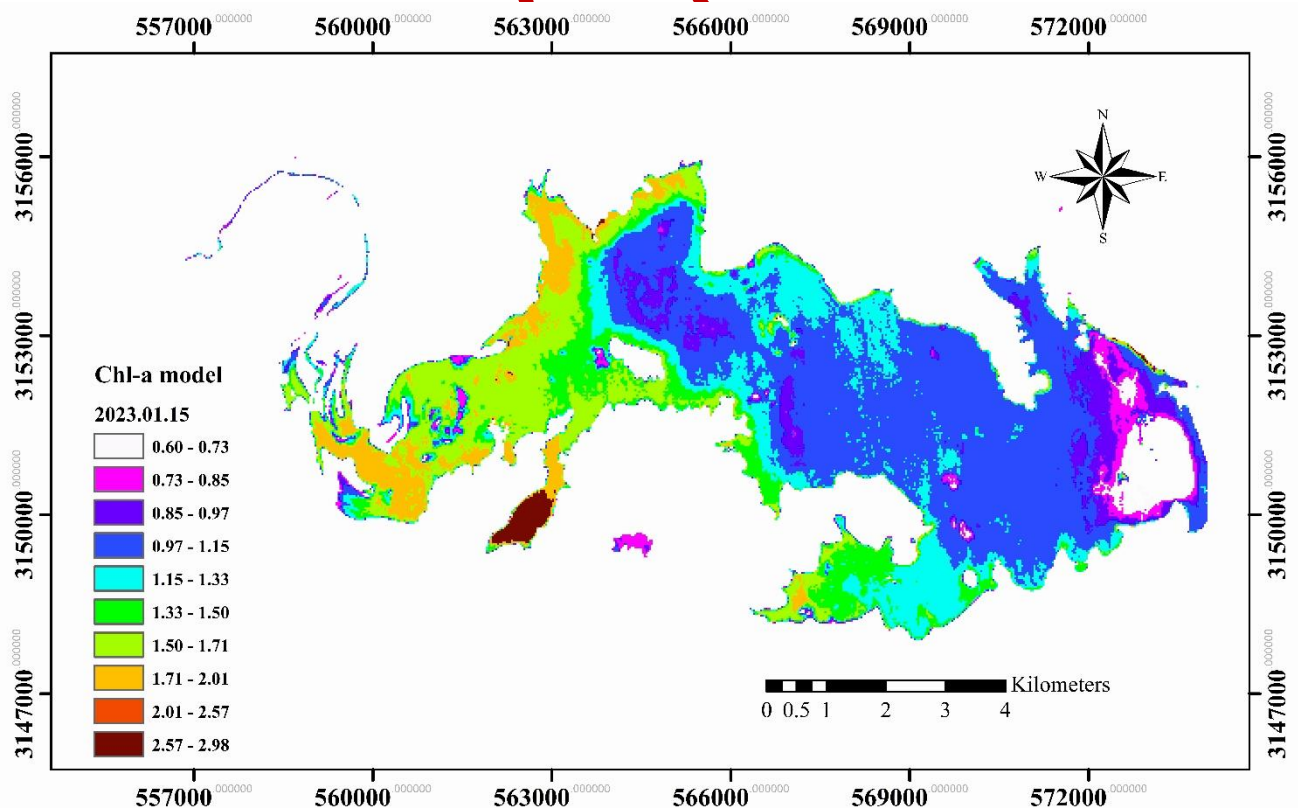
² Root Mean Square Error



شکل ۱۱. نمودار تجمعی مقادیر بازتابش شده باند مادون قرمز نزدیک از سطح آب مخزن Choke Canyon. ۲۰۲۳/۰۱/۱۵

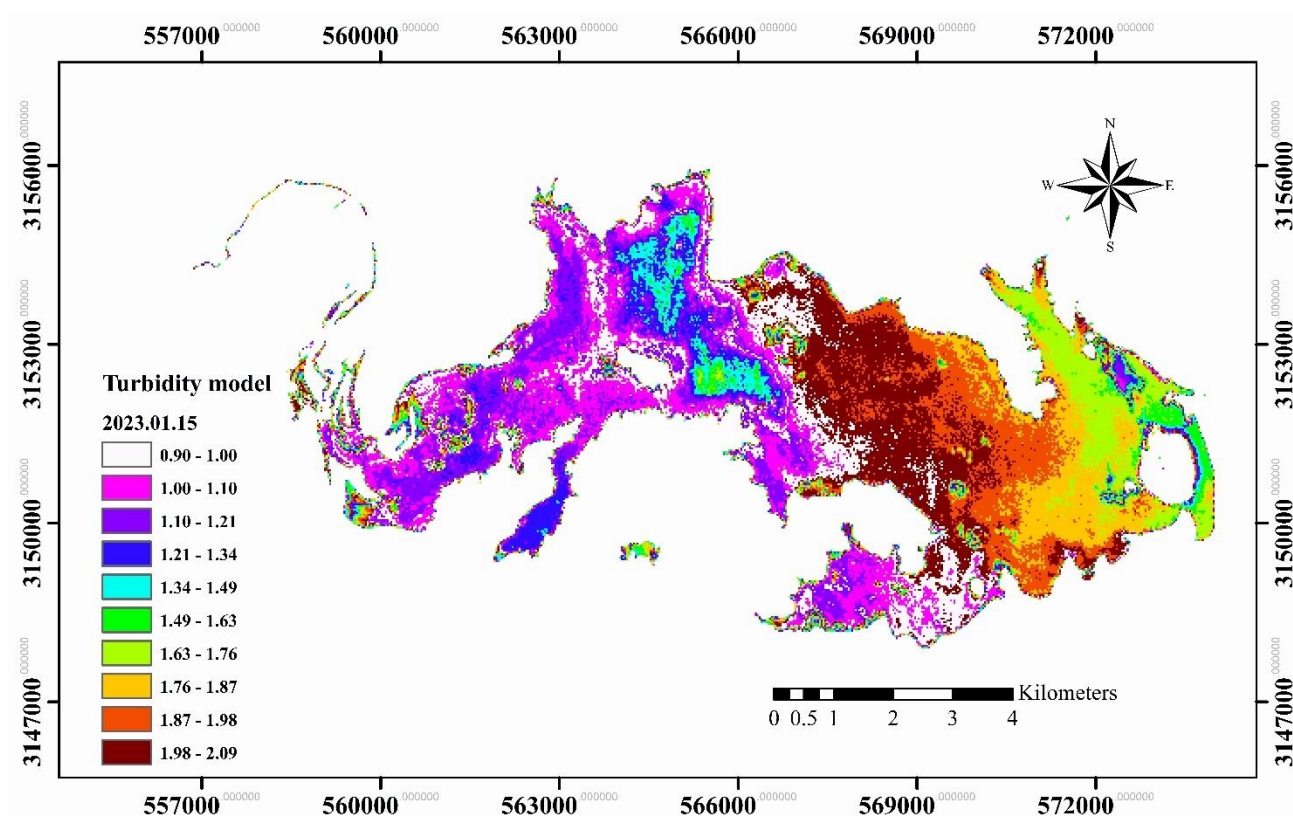
Fig. 11. Reflectance values of NIR band of Choke Canyon reservoir surface area, 2023/01/15

شکل‌های ۱۰ و ۱۱، روند تغییرات مقادیر باندهای ۴ و ۵ را برای ۵۵۷۴۰ پیکسل آب مخزن مورد مطالعه که به کمک شاخص MNDWI در محدوده ROI مخزن تفکیک شده‌اند نشان می‌دهند. به منظور ترسیم پهنه‌بندی مکانی پارامترهای کلروفیل آ و کدورت آب مخزن Choke Canyon در زمان مرجع، برای هر پیکسل، مقادیر باندهای ۴ و ۵ متناظر با همان پیکسل در روابط ۳ و ۴ قرار داده شدند. با استفاده از نتایج محاسبه‌شده پارامترهای کیفی کلروفیل آ و کدورت برای تمام پیکسل‌های مخزن، نقشه پهنه‌بندی آن‌ها در نرم‌افزار Arcgis ترسیم شد. نتایج به‌دست‌آمده در شکل‌های ۱۲ و ۱۳، نحوه تغییرات و توزیع پارامترهای کیفی آب را برای زمان مرجع و با استفاده از روابط رگرسیون خطی چندمتغیره ۳ و ۴ نشان داده‌اند.



شکل ۱۲. تخمین مقدار کلروفیل آ با استفاده از مدل‌سازی به‌روش رگرسیون خطی چندمتغیره در مخزن Choke Canyon. ۲۰۲۳/۰۱/۱۵

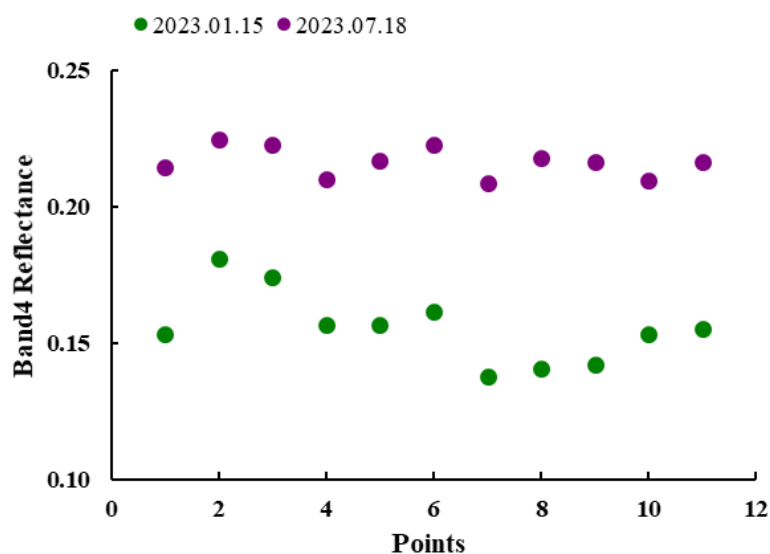
Fig. 12. Estimation of chlorophyll-a values of Choke Canyon reservoir using Multivariate Linear Regression, 2023/01/15



شکل ۱۳. تخمین مقدار کدورت با استفاده از مدل سازی به روش رگرسیون خطی چندمتغیره در مخزن Choke Canyon، ۲۰۲۳/۰۱/۱۵

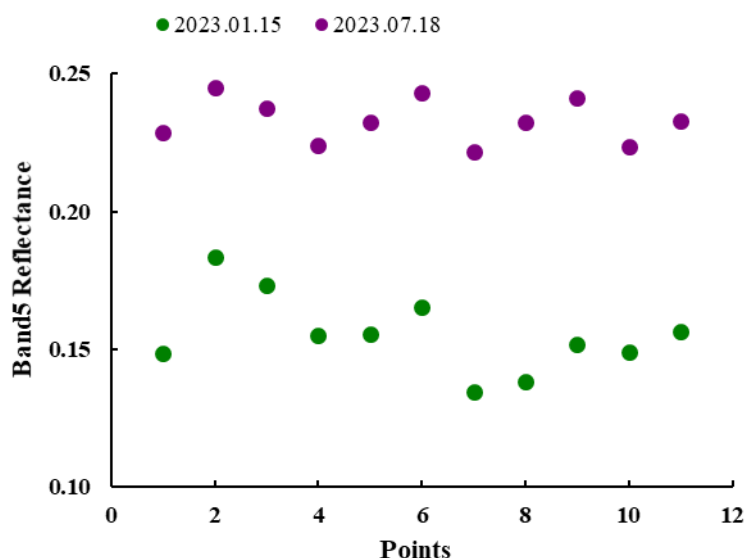
Fig. 13. Estimation of Turbidity values of Choke Canyon reservoir using Multivariate Linear Regression, 2023/01/15

برای پیش بینی آتی و ترسیم پهنه بندی های کلروفیل آ و کدورت مخزن Choke Canyon (مطابق شکل های ۱۲ و ۱۳)، ابتدا مقادیر باندهای طیفی قرمز و مادون قرمز نزدیک سطح مرجع در زمان مرجع، نسبت به مقادیر متناظر خود در تاریخ ۲۰۲۳/۰۷/۱۸ مقایسه شدند. سطح مرجع با مساحت تقریبی ۱۰ هزار متر مربع شامل ۱۱ پیکسل ماهواره Landsat8 می باشد. شکل های ۱۴ و ۱۵ مقادیر باندهای طیفی قرمز و مادون-قرمز نزدیک سطح مرجع را برای دو زمان مورد مطالعه نشان داده اند.



شکل ۱۴. مقایسه مقادیر باند طیفی قرمز برای پیکسل های سطح مرجع، بین زمان مرجع (۲۰۲۳/۰۱/۱۵) و ۲۰۲۳/۰۷/۱۸

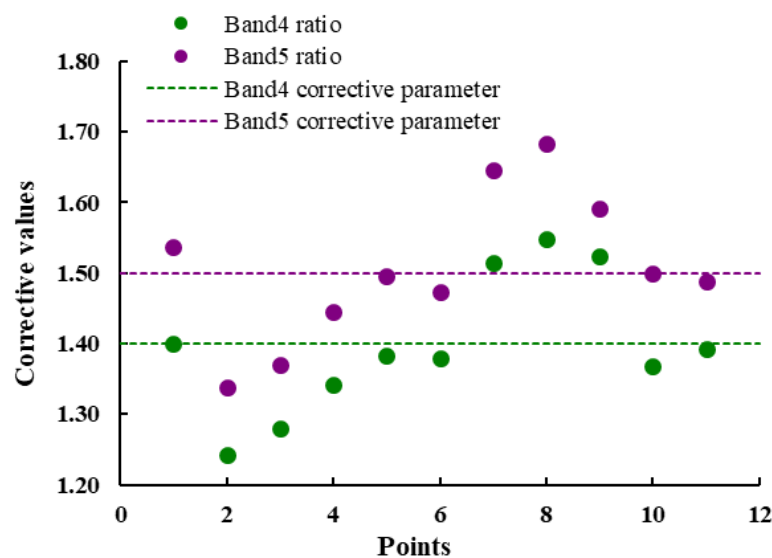
Fig. 14. Comparison of band4 reflectance for reference area pixels, between reference time (2023.01.15) and 2023.07.18



شکل ۱۵. مقایسه مقادیر باندطیفی مادون قرمز نزدیک برای پیکسل‌های سطح مرجع، بین زمان مرجع (۲۰۲۳/۰۱/۱۵) و ۲۰۲۳/۰۷/۱۸

Fig. 15. Comparison of band5 reflectance for reference area pixels, between reference time (2023.01.15) and 2023.07.18

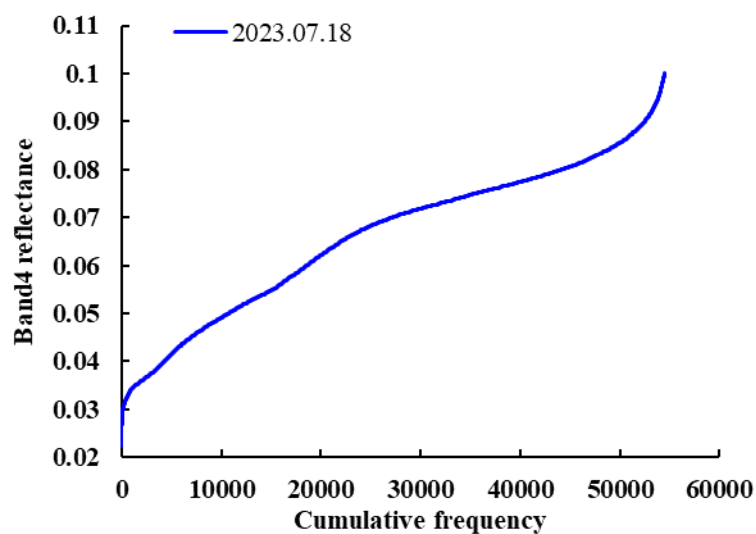
برای محاسبه پارامتر اصلاحی ویژه (SCP)، میانگین نسبت مقادیر پیکسل‌های سطح مرجع برای باندهای ۴ و ۵ (شکل‌های ۱۴ و ۱۵) در دو زمان مورد مطالعه مطابق رابطه (۲) محاسبه شد. شکل ۱۶ مقادیر به دست آمده SCP را برای باندهای قرمز و مادون قرمز نزدیک که به ترتیب برابر ۱/۴۰ و ۱/۵۰ می‌باشند، نشان داده است.



شکل ۱۶. محاسبه پارامتر اصلاحی ویژه برای باندهای طیفی قرمز و مادون قرمز نزدیک در تاریخ ۲۰۲۳/۰۷/۱۸

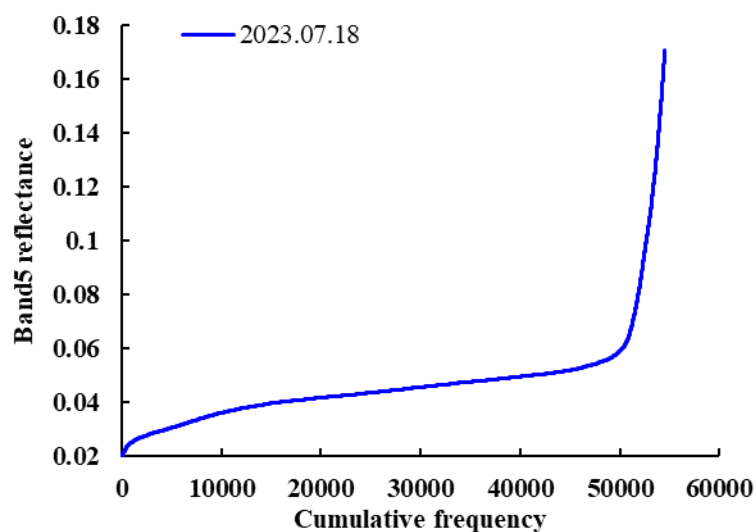
Fig. 16. Estimation of SCP for Red and NIR spectral bands at 2023/07/18

پس از محاسبه مقادیر SCP، مقادیر بازتابش باندهای طیفی ۴ و ۵ در تاریخ جدید (۲۰۲۳/۰۷/۱۸) برای انجام اصلاحات محیطی استخراج شدند. برای تاریخ جدید تعداد ۵۴۹۹۰ پیکسل مخزن Choke Canyon در محدوده مخزن آب تشخیص داده شد که شکل‌های ۱۷ و ۱۸ به ترتیب نمودار تجمعی مقادیر بازتابی باندهای ۴ و ۵ را از سطح آب مخزن نشان داده‌اند.



شکل ۱۷. نمودار تجمعی مقادیر بازتابش شده باند قرمز از سطح آب مخزن Choke Canyon. ۲۰۲۳/۰۷/۱۸

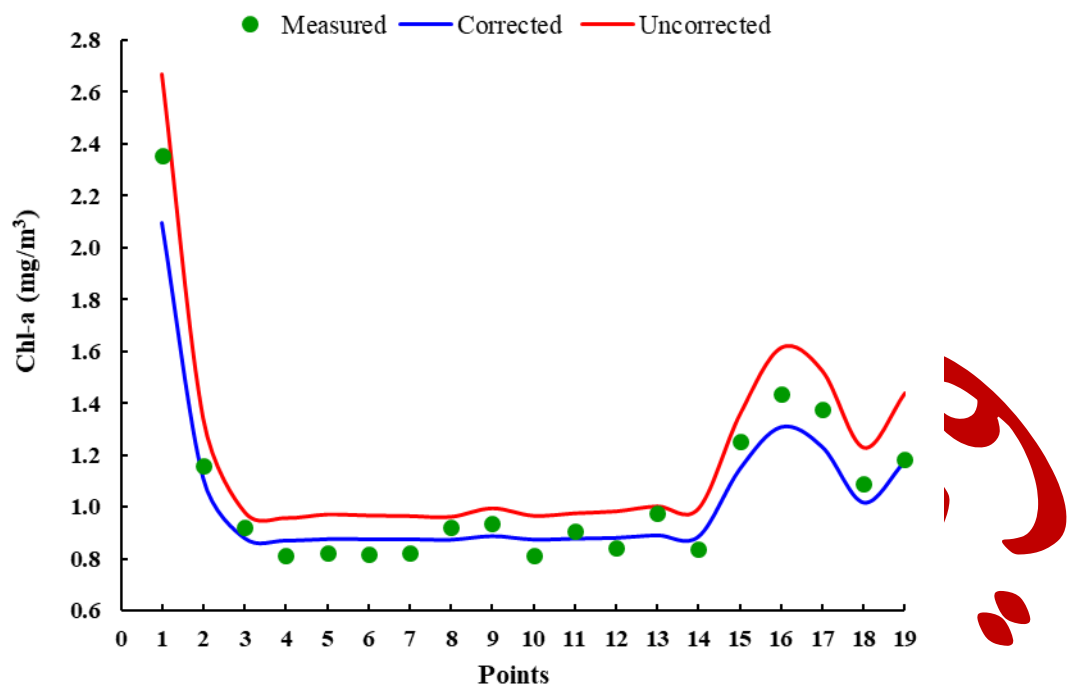
Fig. 17. Reflectance values of Red band of Choke Canyon reservoir surface area, 2023/07/18



شکل ۱۸. نمودار تجمعی مقادیر بازتابش شده باند مادون قرمز نزدیک از سطح آب مخزن Choke Canyon. ۲۰۲۳/۰۷/۱۸

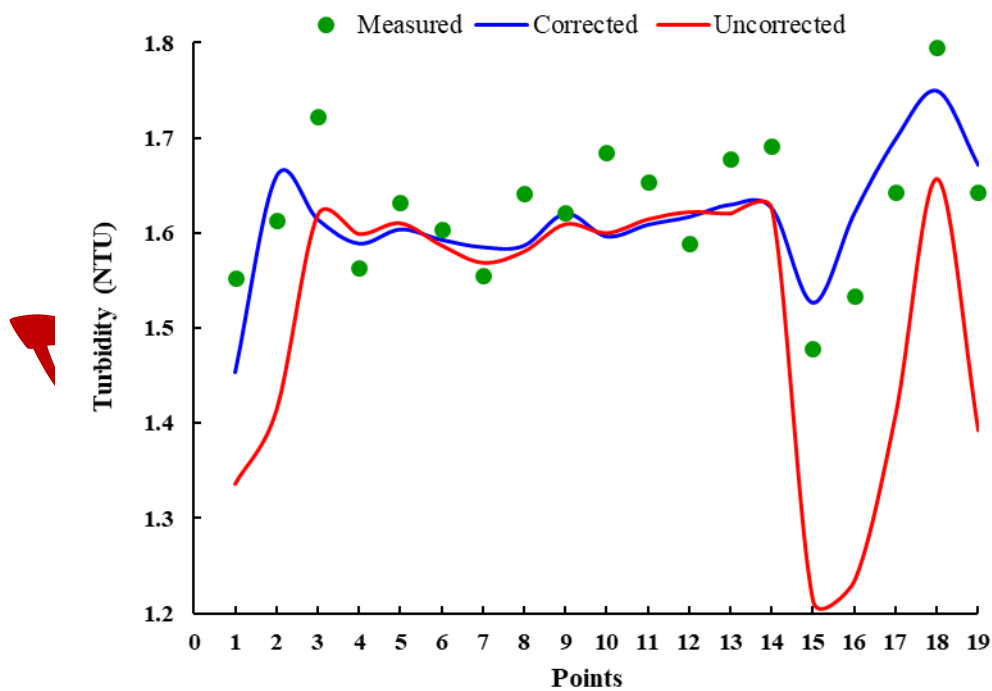
Fig. 18. Reflectance values of NIR band of Choke Canyon reservoir surface area, 2023/07/18

برای ۱۹ نقطه نمونه برداری شده (شکل ۵)، ابتدا ضریب SCP مربوط به باندهای طیفی قرمز و مادون قرمز نزدیک اعمال شد تا اثر تغییرات محیطی حذف گردد و پس از آن با استفاده از روابط ۳ و ۴ مقادیر کلروفیل آ و کدورت محاسباتی برای تاریخ جدید (۲۰۲۳/۰۷/۱۸) برآورد شد. مقادیر جدید محاسباتی و اندازه گیری شده پایگاه داده برای بررسی و ارزیابی روش پیشنهادی در شکل های ۱۹ و ۲۰ ارائه شده اند. نقاط سبزرنگ مقادیر اندازه گیری شده، خطوط قرمز رنگ نتایج محاسباتی بدون در نظر گرفتن پارامتر اصلاحی ویژه و خطوط آبی رنگ نتایج محاسباتی با اعمال اثر پارامتر اصلاحی ویژه را نشان می دهند.



شکل ۱۹. مقایسه داده‌های محاسباتی اصلاح‌شده، اصلاح‌نشده و اندازه‌گیری‌شده کلروفیل آ در مخزن Choke Canyon، ۲۰۲۳/۰۷/۱۸

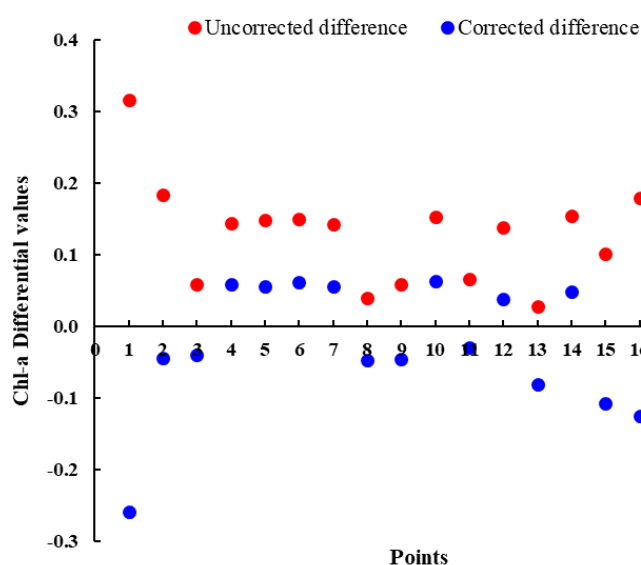
Fig. 19. Comparison of corrected, uncorrected and measured Chl-a data for Choke Canyon reservoir, 2023/07/18



شکل ۲۰. مقایسه داده‌های محاسباتی اصلاح‌شده، اصلاح‌نشده و اندازه‌گیری‌شده کدورت در مخزن Choke Canyon، ۲۰۲۳/۰۷/۱۸

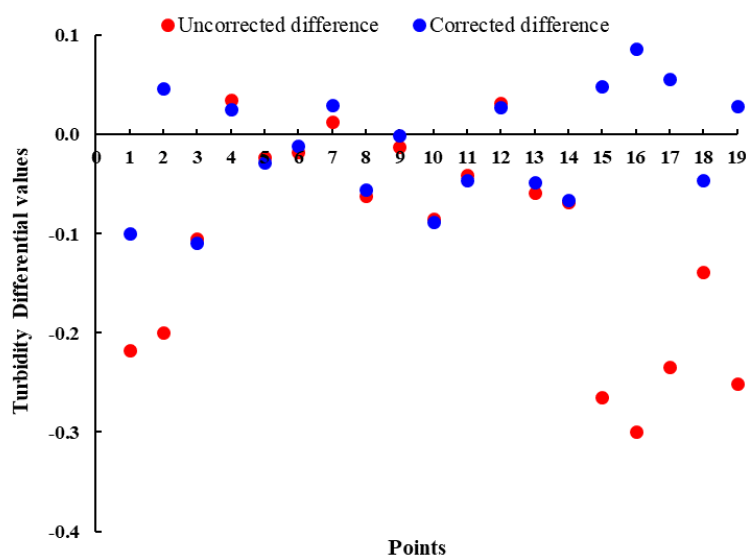
Fig. 20. Comparison of corrected, uncorrected and measured Turbidity data for Choke Canyon reservoir, 2023/07/18

ببررسی شکل‌های ۱۹ و ۲۰ مشخص می‌شود که پارامتر اصلاحی ویژه باعث کاهش خطای محاسبات تخمین مقادیر کیفی آب در زمان جدید شده‌است. براساس نتایج به‌دست‌آمده از داده‌های محاسباتی و مقایسه آن با داده‌های اندازه‌گیری زمان جدید، مقدار متوسط ضریب تعیین (R^2) برای مقادیر کلروفیل آ و کدورت به ترتیب ۰/۹۳ و ۰/۶۷ محاسبه شد. شکل‌های ۲۱ و ۲۲ مقدار خطای محاسباتی را برای ۱۹ نقطه اندازه‌گیری زمان جدید نشان داده‌اند. نقاط آبی‌رنگ بیان‌کننده خطای محاسبات با در نظر گرفتن پارامتر اصلاحی ویژه و نقاط قرمز رنگ نشان‌دهنده خطای محاسبات بدون در نظر گرفتن این پارامتر می‌باشند.



شکل ۲۱. اختلاف داده‌های محاسباتی اصلاح شده، اصلاح نشده با مقادیر اندازه‌گیری شده کلروفیل آ در مخزن Choke Canyon، ۲۰۲۳/۰۷/۱۸

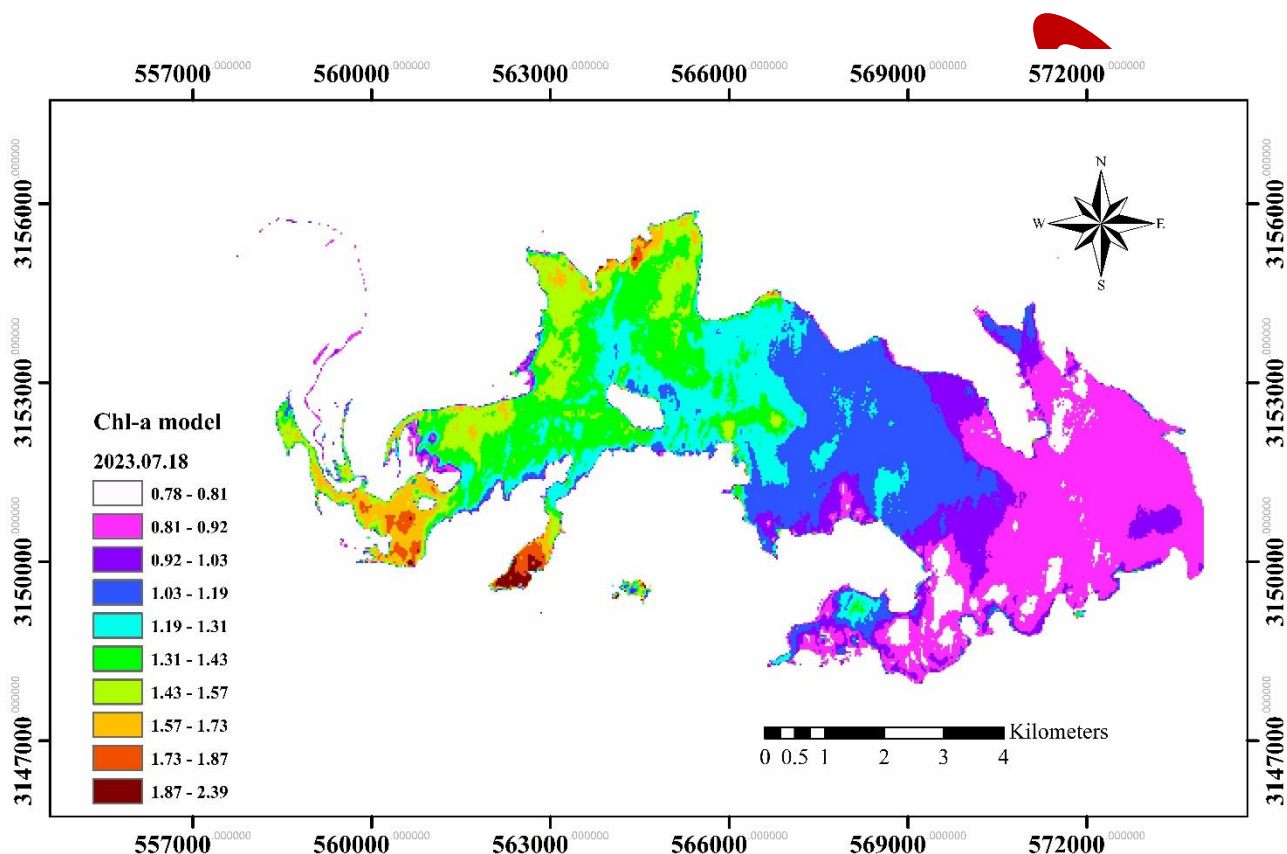
Fig. 21. Differential values of corrected & uncorrected Than measured Chl-a data for Choke Canyon reservoir, 2023/07/18



شکل ۲۲. اختلاف داده‌های محاسباتی اصلاح شده، اصلاح نشده با مقادیر اندازه‌گیری شده کدورت در مخزن Choke Canyon، ۲۰۲۳/۰۷/۱۸

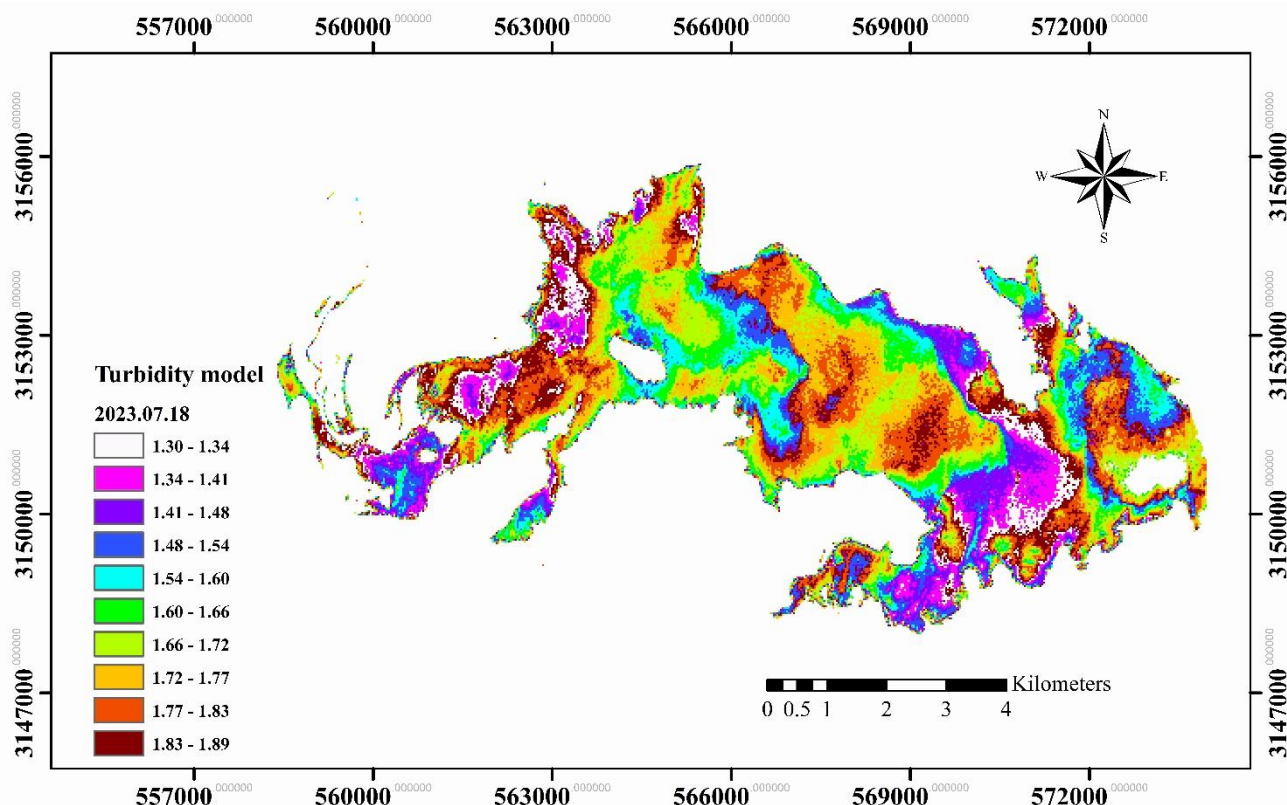
Fig. 22. Differential values of corrected & uncorrected Than measured Chl-a data for Choke Canyon reservoir, 2023/07/18

با استفاده از نتایج شکل‌های ۲۱ و ۲۲، مقدار RMSE برای پارامتر کلروفیل آ با در نظر گرفتن SCP و بدون در نظر گرفتن آن به ترتیب برابر ۰/۰۹ و ۰/۱۵، و مقدار RMSE برای پارامتر کدورت با در نظر گرفتن SCP و بدون در نظر گرفتن آن به ترتیب برابر ۰/۰۵ و ۰/۱۴ محاسبه شد. بنابراین می‌توان بیان کرد که پارامتر اصلاحی ویژه تعریف شده در روش پیشنهادی، خطای جذر میانگین مربعات را تا حدود ۵۰ درصد کاهش داده است که باعث افزایش قابل توجه دقت در محاسبات شده است. برای ترسیم پهنه‌بندی پارامترهای کیفی مورد مطالعه در زمان جدید، معکوس مقدار SCP در مقادیر باندهای طیفی ۴ و ۵ زمان جدید (شکل‌های ۱۷ و ۱۸) ضرب شد تا از تأثیرات محیطی گذشت زمان بر بازتابش نور از سطح مخزن کاسته شود. پس از اصلاح مقادیر، نتایج در روابط ۳ و ۴ جای گذاری شدند. شکل‌های ۲۳ و ۲۴ به ترتیب نحوه توزیع پارامترهای کلروفیل آ و کدورت آب مخزن Choke Canyon را برای زمان جدید (۲۰۲۳/۰۷/۱۸) نشان داده‌اند.



شکل ۲۳. تخمین مقدار کلروفیل آ با استفاده از رگرسیون خطی چندمتغیره و پارامتر اصلاحی ویژه در مخزن Choke Canyon، ۲۰۲۳/۰۷/۱۸

Fig. 23. Estimation of chlorophyll-a values of Choke Canyon reservoir using Multivariate Linearlinear Regression and SCP, 2023/07/18



شکل ۲۴. تخمین مقدار کدورت با استفاده از رگرسیون خطی چندمتغیره و پارامتر اصلاحی ویژه در مخزن Choke Canyon. ۲۰۲۳/۰۷/۱۸

Fig. 24. Estimation of Turbidity values of Choke Canyon reservoir using Multivariate Linear Regression and SCP, 2023/07/18

بحث

نتایج نشان داد که استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و مدل رگرسیون خطی چندمتغیره به همراه اعمال پارامتر اصلاحی ویژه (SCP) قادر است تغییرات مکانی و زمانی پارامترهای کیفیت آب کاروفیل آ و کدورت مخزن سد Choke Canyon را با دقت قابل قبولی پیش‌بینی نماید. تحلیل نتایج پهنه‌بندی مکانی نشان داد که کلروفیل آ در نواحی غرب، شمال غربی و دیواره‌های کناری مخزن که عمق آب کم‌تری دارند، نسبت به مناطق میانی و شرقی که مناطق عمیق‌تر مخزن می‌باشند، مقدار بیشتری دارد. این بخش‌ها از نظر مورفولوژی، نواحی کم‌عمق‌تر با جریان کندتر آب هستند که امکان رسوب‌گذاری مواد مغذی (نیترژن و فسفر) در آن بیشتر است. چنین شرایطی، رشد و شکوفایی جلبک‌ها را تسهیل می‌کند و در نتیجه باعث افزایش غلظت کلروفیل آ می‌شود. همچنین مجاورت با نواحی ورودی رودخانه‌ها به مخزن که ممکن است حامل رواناب کشاورزی یا شهری باشند، می‌تواند به ورود مستقیم مواد مغذی به این نواحی دامن‌بزند. از طرف دیگر توزیع کدورت بیشترین مقدار را در نواحی میانی و عمیق مخزن نشان داد. این مناطق به احتمال زیاد تحت تأثیر ورود مستقیم جریان‌های سطحی یا تلاطم‌های باد می‌باشند که باعث معلق شدن ذرات ریز بستر و افزایش مواد جامد معلق (TSS) در ستون آب می‌شوند. همچنین شیب زیاد یا کم‌عمقی بستر در این نواحی ممکن است باعث تحریک مجدد رسوبات از کف به داخل ستون آب شود. افزایش کدورت در مناطق عمیق مخزن باعث کاهش نفوذ نور به این مناطق شده و از فتوسنتز جلوگیری می‌کند و این امر یکی از دلایل کاهش غلظت کلروفیل آ در این مناطق می‌باشد. بررسی الگوهای مکانی حاکی از آن است که این الگوها ارتباط نزدیکی با شرایط هیدرودینامیکی و مورفولوژیک مخزن دارند. براساس یافته‌ها نقش فاکتورهایی مانند عمق آب، جنس بستر، جریان ورودی و باد در توزیع مکانی پارامترهای کیفی به وضوح قابل مشاهده است. مناطق با جریان کند و کم‌عمق، مستعد تجمع مواد مغذی و رشد فیتوپلانکتون‌ها هستند، در حالی که نواحی با تلاطم بالا و جریان قوی بیشتر با

افزایش کدورت مواجه می‌شوند. این یافته‌ها همسو با تحقیقات (Beilski & Tos. et al., (2023 و Zhang et al. (2022 می‌باشد که رابطه مستقیم بین عمق، جریان و توزیع مکانی پارامترهای کیفی آب را در مخازن دیگر نشان داده‌اند. از منظر تغییرات اقلیمی نیز باید توجه داشت که طی دو دهه گذشته، مخزن Choke Canyon روند نزولی معناداری در تراز سطح و حجم آب ذخیره‌شده داشته است. این کاهش سطح آب موجب تشدید تراکم آلاینده‌ها و افزایش احتمال بروز شکوفایی جلبکی می‌شود. همچنین افزایش دما و تغییر الگوهای بارش در منطقه که به صورت رخداد سیلاب‌های شدید یا دوره‌های خشکسالی ظاهر می‌شوند، می‌توانند پارامترهای کیفی آب را دستخوش تغییر کنند. نتایج حاضر نشان‌داد که در صورت تداوم چنین تغییراتی، کارایی روش‌های پایش سنتی کیفیت آب محدود خواهد شد و استفاده از رویکردهای سنجش از دور و مدل‌های تصحیح طیفی می‌تواند ابزاری مطمئن برای مدیریت ریسک‌های ناشی از تغییر اقلیم باشد. مقایسه نتایج این پژوهش با مطالعات مشابه بیان‌گر آن است که باندهای قرمز و مادون‌قرمز نزدیک دقت بالایی در تخمین کلروفیل آ و کدورت مخازن و دریاچه‌ها دارند که این موضوع با یافته‌های (Peterson et al. (2020 و Yang et al. (2023 مطابقت دارد و نشان می‌دهد که استفاده از این باندها به همراه روش‌های اصلاح بازتاب طیفی، قابلیت تعمیم‌پذیری مناسبی برای سایر مخازن مشابه فراهم می‌آورد. افزون بر این، دقت روش توسعه‌یافته در این پژوهش امکان بهره‌گیری از آن را در پایش دوره‌ای مخازن و مقایسه بین مخزنی فراهم می‌کند. به طور کلی، این مطالعه علاوه بر ارائه یک چارچوب فنی برای تخمین پارامترهای کیفی آب، نشان داد که تحلیل مکانی و زمانی باید در پرتو شرایط هیدرودینامیکی و تغییرات اقلیمی تفسیر شود. چنین نگاهی نه تنها باعث درک بهتر فرآیندهای مؤثر بر کیفیت آب می‌شود، بلکه برای مدیریت منابع آب، پیش‌بینی مخاطرات زیست‌محیطی و طراحی سیاست‌های همسو با تغییرات اقلیم ضروری است.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، امکان سنجی استفاده از تصاویر ماهواره‌ای Landsat8 به منظور پایش پارامترهای کیفی کلروفیل آ و کدورت آب در مخزن سد Choke Canyon بررسی شد. با بهره‌گیری از روش رگرسیون خطی چندمتغیره و داده‌های میدانی مربوط به ۱۹ نقطه در سطح مخزن، مدل‌هایی با دقت بالا توسعه داده شد که توانستند مقدار پارامترها را با ضرایب تعیین (R^2) بالای ۰/۸۴ و RMSE کمتر از ۰/۱۵ برآورد کنند. یافته‌های این مطالعه نشان‌داد که باندهای طیفی قرمز (B4) و مادون‌قرمز نزدیک (B5) بیشترین ارتباط معنادار را با مقادیر کلروفیل آ و کدورت برقرار می‌کنند. همچنین نتایج حاصل از پهنه‌بندی مکانی پارامترها بیانگر الگوهای متفاوتی در سطح مخزن بود. نواحی غربی، دیواره‌های-کناری و مناطق کم‌عمق مخزن با دریافت موادمغذی و نور بیشتر، محل تجمع کلروفیل آ و رشد جلبک‌ها، و نواحی میانی و عمیق با تلاطم‌پذیری بیشتر و دریافت نور کمتر، دارای مقادیر بالای کدورت بودند. این الگوها مستقیماً از ویژگی‌های مورفولوژیکی و هیدرودینامیکی مخزن تأثیر می‌پذیرند. نوآوری این مطالعه، استفاده از پارامتر اصلاحی ویژه (SCP) به منظور حذف اثرات محیطی و جوی برای مقایسه دینامیکی پارامترهای کیفی آب با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای بود. این اصلاحات، دقت مدل‌ها را به طور معناداری افزایش داد و مقدار خطا را تا حدود ۵۰ درصد کاهش داد. نتایج این مطالعه تأکید می‌کند که ترکیب تصاویر ماهواره‌ای با وضوح مکانی متوسط، مدل‌سازی آماری، و اصلاحات رادیومتریکی می‌تواند ابزاری قدرتمند، کم‌هزینه، و سریع برای پایش زمانی و مکانی پارامترهای کیفیت آب مخازن سدها فراهم کند. این روش ضمن کاهش نیاز به نمونه‌برداری میدانی مکرر، قابلیت تعمیم‌پذیری به سایر مخازن مشابه را نیز دارد و می‌تواند نقش مؤثری در مدیریت منابع آبی، پایش اکولوژیکی، مدیریت و برنامه‌ریزی در حوزه آب ایفا کند.

پیشنهادهای

۱- توسعه روش مرجع‌سازی (SCP) برای استفاده در سدهای مخزنی کشور

باتوجه به نتایج پژوهش، پیشنهاد می‌شود مطالعه مشابهی برای یکی از سدهای مخزنی مهم کشور که وظیفه تأمین آب شرب شهری را داشته باشد انجام شود.

۲- ترکیب یادگیری ماشین با سنجش از دور

پیشنهاد می‌شود نتایج پژوهش با روش‌های دیگر شبیه‌سازی متغیرهای کیفیت آب مخازن مثل استفاده از نرم‌افزارهای MIKE و EQUAL2 مقایسه شود. همچنین استفاده از الگوریتم‌هایی مانند Random Forest، XGBoost، یا CNN برای پیش‌بینی کلروفیل آ یا کدورت آب که ممکن است به نتایج بهتری منجر شود، توصیه می‌شود.

۳- پایش پارامترهای نوری مثل نیترات، فسفات و دما

باتلفیق داده‌های اندازه‌گیری زمینی و تصاویر ماهواره‌ای، مدل‌سازی این نوع پارامترها بررسی‌شود.

۴- تحلیل روند بلندمدت تغییرات کیفیت آب

در مناطق مختلف و با استفاده از آرشیو بلندمدت Landsat8، بررسی روند تغییرات کیفیت آب در طول دهه‌ها در اثر تغییر اقلیم یا توسعه انسانی امکان‌پذیر است.

۵- ارزیابی اثر رویدادهای شدید مثل سیلاب و خشکسالی بر کیفیت آب دریاچه‌ها و مخازن سدها

اثر پیک‌های شدید بارندگی بر روند تغییرات کلروفیل آ و کدورت آب با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای بررسی‌شود.

۶- مدل‌سازی پارامترهای کیفیت آب چند مخزن به صورت هم‌زمان

توسعه یک مدل عمومی پایش متغیرهای کیفیت آب برای چند مخزن با شرایط متفاوت بررسی‌شود.

۷- تحلیل اقتصادی-زیست‌محیطی استفاده از مدل SCP

جنبه هزینه-فایده روش پیشنهادی نسبت به اندازه‌گیری‌های میدانی بررسی‌شود.

منابع

- مشیدی، ضحی و جهانگیر، محمدحسین. (۲۰۲۱). ارزیابی کیفی منابع آب سطحی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در مخزن سد سیمره. *اکوهیدرولوژی*، ۸(۴)، ۹۳۹-۹۲۵.
- دوستی، نسرین؛ مالیان، عباس و عربی، مهدی. (۲۰۱۸). پایش و پیش‌بینی کیفیت آب به روش دورکاوی آماری بر پایه داده‌های محدود (بررسی موردی: سد مخزنی گلابر). *هیدروفیزیک*، ۴(۱)، ۱۰۵-۱۱۸.

REFERENCES

- Aminot, A., & Rey, F. (2000). Standard procedure for the determination of chlorophyll a by spectroscopic methods. *International Council for the Exploration of the Sea*, 112(25), 1-2.
- Assar, W. (2024). Retrieval of Chlorophyll-a and vegetation indices Using Sentinel-2 MSI Imagery in El-Burullus Lake, Egypt. *SVU-International Journal of Engineering Sciences and Applications*, 5(1), 79-88.
- Bielski, A., & Toś, C. (2022). Remote sensing of the water quality parameters for a shallow dam reservoir. *Applied Sciences*, 12(13), 6734.
- Bonansea, M., Ledesma, M., Rodriguez, C., & Pinotti, L. (2019). Using new remote sensing satellites for assessing water quality in a reservoir. *Hydrological sciences journal*, 64(1), 34-44.
- Chathuranika, I. M., Sachinthanie, E., Zam, P., Gunathilake, M. B., Denkar, D., Muttill, N., ... & Rathnayake, U. (2023). Assessing the water quality and status of water resources in urban and rural areas of Bhutan. *Journal of Hazardous Materials Advances*, 12, 100377.
- Deng, Y., Zhang, Y., Pan, D., Yang, S. X., & Gharabaghi, B. (2024). Review of recent advances in remote sensing and machine learning methods for lake water quality management. *Remote Sensing*, 16(22), 4196.
- Doosti, N., Malian, A., & Arabi, M. (2018). Monitoring and prediction of water quality using statistical data mining based on limited data (Case study: Golabar Reservoir). *Hydrophysics*, 4(1), 105-118. [In Persian]
- Feizabady, H., Ghorbani, K., & Zahiri, R. (2024). Monitoring time series of reservoir water surface area changes using remote sensing approaches. *Journal of Water and Soil Conservation*.
- Gleick PH. Water in crisis. New York: Oxford University Press; 1993.
- Jakovljevic, G., Álvarez-Taboada, F., & Govedarica, M. (2023). Long-term monitoring of inland water quality parameters using Landsat time-series and back-propagated ANN: Assessment and usability in a real-case scenario. *Remote Sensing*, 16(1), 68.

- Jaywant, S. A., & Arif, K. M. (2024). Remote sensing techniques for water quality monitoring: a review. *Sensors*, 24(24), 8041.
- Kowe, P., Ncube, E., Magidi, J., Ndambuki, J. M., Rwasoka, D. T., Gumindoga, W., ... & Kakanda, E. T. (2023). Spatial-temporal variability analysis of water quality using remote sensing data: A case study of Lake Manyame. *Scientific African*, 21, e01877.
- Li, J., Ma, R., Cao, Z., Xue, K., Xiong, J., Hu, M., & Feng, X. (2022). Satellite detection of surface water extent: A review of methodology. *Water*, 14(7), 1148.
- Ma, Y., Song, K., Wen, Z., Liu, G., Shang, Y., Lyu, L., ... & Hou, J. (2021). Remote sensing of turbidity for lakes in northeast China using Sentinel-2 images with machine learning algorithms. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14, 9132-9146.
- McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International journal of remote sensing*, 17(7), 1425-1432.
- Moshidi, Z., & Jahangir, M. H. (2021). Evaluation of surface water quality using satellite images in the Simareh Dam reservoir. *Ecohydrology*, 8(4), 925–939. [In Persian]
- Ngamile, S., Madonsela, S., & Kganyago, M. (2025). Trends in remote sensing of water quality parameters in inland water bodies: a systematic review. *Frontiers in environmental science*, 13, 1549301.
- Obaid, A. A., Adam, E. M., Ali, K. A., & Abiye, T. A. (2024). Time Series Analysis of Water Quality Factors Enhancing Harmful Algal Blooms (HABs): A Study Integrating In-Situ and Satellite Data, Vaal Dam, South Africa. *Water*, 16(5), 764.
- Omondi, A. N. A., Ouma, Y., Mburu, S. N., & Achisa, C. M. (2024). Optimization of Reservoir Water Quality Parameters Retrieval and Treatment Using Remote Sensing and Artificial Neural Networks. *Journal of Digital Food, Energy & Water Systems*, 5(1).
- Peterson, K. T., Sagan, V., & Sloan, J. J. (2020). Deep learning-based water quality estimation and anomaly detection using Landsat-8/Sentinel-2 virtual constellation and cloud computing. *GIScience & Remote Sensing*, 57(4), 510-525.
- Ramesh, J. V. N., Patibandla, P. R., Shanbhag, M., Ambala, S., Ashraf, M., & Kiran, A. (2023). Ensemble deep learning approach for turbidity prediction of Dooskal Lake using remote sensing data. *Remote Sensing in Earth Systems Sciences*, 6(3), 146-155.
- Ross, M. R., Topp, S. N., Appling, A. P., Yang, X., Kuhn, C., Butman, D., ... & Pavelsky, T. M. (2019). AquaSat: A data set to enable remote sensing of water quality for inland waters. *Water Resources Research*, 55(11), 10012-10025.
- Schwatke, C., Dettmering, D., and Seitz, F., (2020). Volume variations of small inland water bodies from a combination of satellite altimetry and optical imagery. *Remote Sensing*, 12(10), p.1606.
- Sekertekin, A., Abdikan, S., & Marangoz, A. M. (2018). The acquisition of impervious surface area from LANDSAT 8 satellite sensor data using urban indices: a comparative analysis. *Environmental monitoring and assessment*, 190, 1-13.
- Song, K., Wang, Z., Blackwell, J., Zhang, B., Fang, L., Zhang, Y., & Jiang, G. (2011). Water quality monitoring using Landsat Thematic Mapper data with empirical algorithms in Chagan Lake, China. *Journal of Applied Remote Sensing*, 5(1), 1-17.
- Tanjung, R. H. R., Indrayani, E., Hamuna, B., & Agamawan, L. P. I. (2023). Spatial assessment and mapping of water quality in Lake Sentani (Indonesia) using in-situ data and satellite imagery. *Ecological Engineering & Environmental Technology*, 24.
- Teixeira Pinto, C., Jing, X., & Leigh, L. (2020). Evaluation analysis of Landsat level-1 and level-2 data products using in situ measurements. *Remote sensing*, 12(16), 2597.

- Yang, Y., Zhang, X., Gao, W., Zhang, Y., & Hou, X. (2023). Improving lake chlorophyll-a interpreting accuracy by combining spectral and texture features of remote sensing. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(35), 83628-83642.
- Yigit Avdan, Z., Kaplan, G., Goncu, S., & Avdan, U. (2019). Monitoring the water quality of small water bodies using high-resolution remote sensing data. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(12), 553
- Yin, Z., Li, J., Zhang, B., Liu, Y., Yan, K., Gao, M., ... & Wang, S. (2023). Increase in chlorophyll-a concentration in Lake Taihu from 1984 to 2021 based on Landsat observations. *Science of The Total Environment*, 873, 162168.
- Zahiri, A., Feiz Abady, H., & Ghorbani, K. (2024). Estimation of sedimentation rate and storage capacity of reservoir dams using satellite imagery. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 55(7), 1047-1062.
- Zhang, H., Yan, D., Zhang, B., Fu, Z., Li, B., & Zhang, S. (2022). An operational atmospheric correction framework for multi-source medium-high-resolution remote sensing data of China. *Remote Sensing*, 14(21), 5590.

Monitoring dynamic changes in water quality parameters of dam reservoirs using remote sensing

EXTENDED ABSTRACT

1. Introduction

Monitoring of water quality in dam reservoirs is of significant importance for the sustainable management of water resources, especially under conditions of increased urbanization, agricultural expansion, and climate change. Traditional field-based monitoring methods are often time-consuming, costly, and spatially limited. In recent years, remote sensing has emerged as an effective alternative for the estimation of key water quality parameters over large spatial and temporal scales. This study aims to estimate and analyze the spatial distribution of two important optical water quality parameters chlorophyll-a (Chl-a) and turbidity in the Choke Canyon Reservoir, located in Texas, USA, using Landsat 8 satellite imagery.

2. Materials and Method

In-situ water quality data, including chlorophyll-a concentration and turbidity (NTU), were collected on January 15, 2023, from 19 sampling points across the reservoir. Satellite data corresponding to the same date were acquired from the Landsat 8 OLI sensor. A Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) was applied to extract the water body extent. Then, multivariate linear regression models were developed using spectral reflectance values (mainly Bands 4 and 5) as independent variables to estimate chlorophyll-a and turbidity. To address the atmospheric and environmental variability in satellite reflectance, a Specific Correction Parameter (SCP) was introduced and applied to Landsat imagery from a second date (July 18, 2023) for model validation and temporal comparison.

3. Results and Discussion

The regression models achieved strong predictive performance during the reference period, with R^2 values of 0.96 for chlorophyll-a and 0.84 for turbidity, and corresponding RMSE values of 0.09 mg/m³ and 0.10 NTU, respectively. After applying the SCP correction for July 18, 2023, the model performance improved significantly, with RMSE reduced to 0.09 for Chl-a and 0.05 for turbidity, and R^2 values around 0.93 for both parameters. Spatial mapping revealed that high chlorophyll-a concentrations were mostly found in the northern shallow regions of the reservoir, likely due to nutrient accumulation and algal growth. In contrast, high turbidity levels were observed in the southern and central areas, possibly caused by sediment resuspension and inflow disturbances. These findings align well with similar studies using remote sensing for water quality monitoring and demonstrate the importance of incorporating atmospheric correction in multi-temporal analyses.

4. Conclusion

This study demonstrated that the integration of medium-resolution satellite imagery, linear regression modeling, and specific spectral correction can provide an efficient, low-cost, and reliable approach for

estimating and mapping key water quality parameters in reservoir systems. The methodology is particularly valuable for regions with limited field data and can be generalized for use in other similar environments. The use of SCP enhanced the comparability of multi-temporal satellite observations, making it a practical tool for dynamic water quality assessment and decision support in water resource management.

Keywords: *Chlorophyll-a, Modeling, Reservoir, Satellite imagery, Turbidity*

Author Contributions:

Abdolreza Zahiri: Supervision, review and editing, project administration, funding acquisition.
Hamed Feizabady: Conceptualization, methodology, investigation, data curation, analysis, visualization, writing—original draft.

All authors have read and approved the final manuscript.

Data Availability Statement:

The data supporting the findings of this study are available from the corresponding author, Hamed Feizabady, upon reasonable request, and are also accessible through the database referenced in the manuscript.

Acknowledgements:

The authors would like to thank Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources for their support, and the reviewers for their valuable comments and suggestions.

Ethical considerations:

The authors confirm that the study was conducted in accordance with ethical principles, and no data fabrication, falsification, plagiarism, or misconduct occurred.

Conflict of Interest:

The authors declare no conflict of interest.