



پایش عمق آب استخرهای ذخیره کشاورزی با استفاده از فناوری سنجش از دور راهکاری برای مدیریت بهینه منابع آب (مطالعه موردی: شهرستان شاهرود)

مجتبی شاکر^۱، موسی حسام^۲، خلیل قربانی^{۳*}، ابوطالب هزارجریبی^۴، محمد اوشنی^۵

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۸/۱۰

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۹/۲۵

چکیده

پایش عمق آب در استخرهای کشاورزی، علیرغم چالش‌های اجرایی و محدودیت‌های بسیار برای مدیریت بهینه منابع آب و برنامه‌ریزی آبیاری کلیدی و حیاتی می‌باشد. این پژوهش با هدف توسعه یک مدل مقرون‌به‌صرفه مبتنی بر سنجش از دور برای برآورد عمق آب در استخرهای با پوشش ژئوممبران پرداخته است. در این پژوهش، از ۱۹۰ اندازه‌گیری میدانی عمق آب در ۱۴ استخر طی دوره پنج‌ماهه (از آذر ۱۴۰۳ تا فروردین ۱۴۰۴) واقع در منطقه‌ی مجن (شهرستان شاهرود) و تصاویر همزمان ماهواره‌ی سنتینل-۲ استفاده شد. مجموعه‌ای جامع از ۹۶ متغیر مستقل (۱۲ باند طیفی و ۸۴ شاخص طیفی) استخراج گردید. پس از پالایش داده‌ها، از الگوریتم رگرسیون خطی گام‌به‌گام برای انتخاب خودکار مؤثرترین متغیرها و برای مدل‌سازی بهینه رابطه بین متغیرهای طیفی و عمق آب بهره گرفته شد. تحلیل منحنی تغییرات بازتاب طیفی، یک روند نزولی پایدار را با افزایش عمق آب نشان داد. بررسی ماتریس‌های همبستگی، الگوهای مشخصی از روابط بین باندها و شاخص‌های طیفی را آشکار کرد. با به‌کارگیری رگرسیون گام‌به‌گام، مدل نهایی با استفاده از چهار شاخص طیفی انتخاب شده (B6_9 و B1_9، B1_7، NGBDI) توسعه یافت. این مدل با ضریب همبستگی (R) ۰/۷۵، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) ۷۰ سانتیمتر و میانگین خطای درصدی مطلق (MAPE) ۹/۴۱ درصد، از دقت و قابلیت اطمینان مناسبی برخوردار است. ارزیابی‌های آماری تحلیل واریانس و نمودارهای تشخیصی، عملکرد قابل قبول مدل را تأیید کردند. یافته‌ها مؤید اثربخشی کاربرد فناوری سنجش از دور به‌عنوان یک ابزار دقیق، مقرون‌به‌صرفه، کارآمد و مقیاس پذیر برای پایش عمق آب استخرهای کشاورزی برای مدیران منابع آب و تصمیم‌سازی آگاهانه برای امنیت آبیاری کشاورزی می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: استخرهای کشاورزی، پایش عمق آب، سنجش از دور، ماهواره سنتینل-۲ و مدیریت منابع آب

مقدمه

منابع آب شیرین در سراسر جهان به طور بی‌سابقه‌ای افزایش یافته است (Boretti and Rosa, 2019). در این میان، بخش کشاورزی به عنوان بزرگ‌ترین مصرف‌کننده آب در سطح جهانی، نقش محوری در مدیریت بهینه این منابع ایفا می‌کند (Hesam et al., 2025 Rosa et al., 2020). بر اساس

مدیریت پایدار منابع آب به عنوان یکی از بحرانی‌ترین چالش‌های محیط زیستی قرن حاضر شناخته می‌شود. با توجه به رشد جمعیت، توسعه کشاورزی و تغییرات اقلیمی، فشار بر

(*) نویسنده مسئول: ghorbani.khalil@gau.ac.ir

^۴ دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی آب و خاک، دانشگاه علوم

کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

^۵ دکتری علوم اقتصادی، کارشناس مطالعات اقتصادی آب و آبفا، عضو دبیر خانه هیئت ساماندهی و راهبری بازارهای محلی آب وزارت نیرو، تهران

^۱ دانشجوی دکتری گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

^۲ دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی آب و خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

^۳ استاد گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی آب و خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

نحوه ارجاع مقاله:

شاکر، م.، حسام، م.، قربانی، خ.، هزارجریبی، ا.، اوشنی، م. ۱۴۰۵. پایش عمق آب استخرهای ذخیره کشاورزی با استفاده از فناوری سنجش از دور راهکاری برای مدیریت بهینه منابع آب (مطالعه موردی: شهرستان شاهرود). نشریه هواشناسی کشاورزی، ۱۴(۱): ۳۵-۴۹. DOI: 10.22125/agmj.2025.553723.1189

Shaker, M., Hesam, M., Ghorbani, Kh., Hezarjaribi, A., Oshani, M. 2026. Monitoring the water depth of agricultural storage ponds using remote sensing technology: a solution for optimal water resource management (Case study: Shahrud county). Journal of Agricultural Meteorology, 14(1): 35-49. DOI: 10.22125/agmj.2025.553723.1189

سنجش از دور، امکان پایش پیوسته و وسیع منابع آب سطحی در مقیاس‌های مختلف فراهم شده است (Pekel et al., 2021). محققان Donchyt et al., (2022) بیان داشتند سنجش از دور با فراهم آوردن داده‌های پیوسته، وسیع و با دوره بازگشت کوتاه، انقلابی در پایش منابع سطحی آب ایجاد کرده است. در میان ماهواره‌های مختلف، ماهواره‌های سری سنتینل آژانس فضایی اروپا (ESA)^۱، به دلیل ارائه داده‌های رایگان، توان تفکیک مکانی مناسب (۱۰ تا ۲۰ متر) و طیف وسیعی از باندهای طیفی، به یکی از پرکاربردترین ابزارها در مطالعات آب‌شناسی تبدیل شده‌اند (Tomning et al., 2021). به طور خاص، سنتینل-۲ با دارا بودن باندهای متعدد در محدوده‌های مرئی، مادون قرمز نزدیک (NIR) و لبه قرمز (Red Edge)، امکان محاسبه طیف وسیعی از شاخص‌های طیفی مرتبط با آب را فراهم می‌سازد (Wang et al., 2023). علم سنجش از دور داده‌های ارزشمندی را برای نظارت بر منابع آبی و تغییرات آن‌ها از دهه ۱۹۷۰ میلادی فراهم نموده است، تراز یابی سطح آب دریاها و سواحل و نیز روند تغییرات آن‌ها اولین بار از سال ۱۹۹۰ استفاده شد و کاربرد آن تاکنون توانسته کارایی خود را به خوبی نشان دهد (Feiz Abady et al., 2025). تخمین عمق آب با استفاده از سنجش از دور نوری، بر اساس اصل تضعیف نور در ستون آب و رابطه بین عمق و میزان بازپخش انرژی الکترومغناطیس از کف و ستون آب صورت می‌گیرد (Legleiter et al., 2021). در سال‌های اخیر، رویکردهای تجربی-آماري مبتنی بر رگرسیون بین داده‌های میدانی عمق و ویژگی‌های طیفی تصاویر ماهواره‌ای، به دلیل سادگی و کارایی بالاتر، مورد استقبال گسترده‌تری قرار گرفته‌اند (Zhao et al., 2022). مطالعات متعددی نشان داده‌اند که ترکیب باندهای مختلف و شاخص‌های طیفی می‌تواند دقت تخمین عمق آب را به طور قابل توجهی افزایش دهد (Yang et al., 2023). در زمینه مطالعات داخلی، پژوهش‌های متعددی نیز به بررسی قابلیت‌های سنجش از دور در برآورد عمق آب پرداخته‌اند. به عنوان مثال، Asgari et al., (2021) در مطالعه‌ای به برآورد عمق آب در سد کارون ۳ با استفاده از تصاویر لندست ۸ پرداختند. آن‌ها با استفاده از

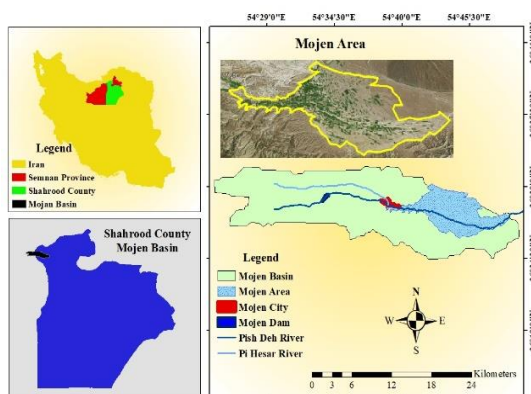
گزارش‌های اخیر، بیش از ۷۰ درصد از آب شیرین برداشت شده در سطح جهان به مصارف کشاورزی اختصاص می‌یابد (UN-Water, 2021). در مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران، این رقم به بیش از ۹۰ درصد می‌رسد (Madani, 2020). این شرایط، لزوم پایش دقیق و مدیریت کارآمد منابع آب در بخش کشاورزی را بیش از پیش آشکار می‌سازد. مخازن و استخرهای ذخیره آب کشاورزی به عنوان عناصر کلیدی در سامانه‌های نوین آبیاری، نقش حیاتی در تأمین آب مورد نیاز محصولات در طول فصل رشد ایفا می‌کنند (García et al., 2020). این استخرها نه تنها امکان ذخیره‌سازی آب در دوره‌های پرآبی را فراهم می‌کنند، بلکه به عنوان منبعی قابل اتکا در دوره‌های خشکسالی نیز عمل می‌نمایند (Zhang et al., 2022). با این حال، مدیریت بهینه این مخازن مستلزم پایش مستمر و دقیق حجم آب ذخیره‌شده در آن‌ها است. پایش دقیق عمق و حجم آب در این استخرها امکان برنامه‌ریزی صحیح برای تخصیص آب، بهینه‌سازی الگوی کشت و جلوگیری از اتلاف منابع آب را فراهم می‌سازد (Li et al., 2021). در بستر ملی، مطالعات متعددی بر اهمیت این موضوع صحنه گذاشته‌اند. به عنوان مثال، Kaviani et al., (2021) در مطالعه‌ای بر روی شبکه‌های آبیاری استان فارس تأکید کردند که پایش مستمر حجم آب در مخازن سدهای کوچک و استخرهای ذخیره، کلید اصلی مدیریت تابآور منابع آب در برابر خشکسالی‌های پیاپی است. به طور مشابه Jafari and Mousavi, (2022) در پژوهش خود به این نتیجه رسیدند که فقدان سیستم پایش منظم برای سدهای کوچک و استخرهای کشاورزی در استان خراسان رضوی، منجر به اتلاف سالانه حداقل ۳۰ درصد از حجم ذخیره این منابع می‌شود. Moradi et al., (2023) نیز در ارزیابی خود از عملکرد استخرهای کشاورزی در حوضه آبریز دریاچه ارومیه نشان دادند که استقرار سیستم‌های پایش خودکار و مستمر می‌تواند راندمان استفاده از آب را تا ۴۵ درصد افزایش دهد. این پژوهش‌ها همگی گویای این واقعیت هستند که دستیابی به امنیت آبی در بخش کشاورزی بدون پایش دقیق و لحظه‌ای مخازن ذخیره آب، امری غیرممکن است. با توسعه فناوری‌های

^۱ European Space Agency

مورد بررسی قرار نگرفته است (Smith and Wang, 2023). سوم، پتانسیل کامل مجموعه ۱۲ باندی سنتینل-۲ و شاخص‌های طیفی ترکیبی برای تخمین عمق آب در محیط‌های پیچیده به طور کامل کاوش نشده است (Chen et al., 2024). این پژوهش با هدف پر کردن شکاف‌های فوق، به توسعه یک مدل دقیق و عملیاتی برای تخمین عمق آب در استخرهای کشاورزی با پوشش ژئوممبران می‌پردازد. نوآوری‌های اصلی این تحقیق شامل (۱) بررسی سیستماتیک قابلیت‌های کامل داده‌های سنتینل-۲ شامل ۱۲ باند طیفی و ۸۴ شاخص طیفی؛ (۲) به کارگیری الگوریتم رگرسیون گام‌به‌گام برای انتخاب خودکار مؤثرترین متغیرها؛ (۳) تمرکز ویژه بر استخرهای با پوشش ژئوممبران به عنوان مطالعه موردی نوین؛ (۴) دستیابی به دقت بسیار بالا با خطای نسبی کمتر از ۱۰ درصد و ارائه چارچوب مقرون به صرفه، کم‌دقت‌سنجی و کارا برای پایش منابع آبی کشاورزی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

این پژوهش در منطقه مجن واقع در استان سمنان، شهرستان شاهرود انجام شد. این شهر در دامنه‌های شرقی رشته‌کوه البرز و در فاصله ۳۵ کیلومتری شمال غربی شاهرود قرار دارد. مختصات جغرافیایی منطقه مورد مطالعه بین ۳۶ درجه و ۲۴ دقیقه و ۱۲ ثانیه تا ۳۶ درجه و ۳۶ دقیقه و ۴۲ ثانیه عرض شمالی و ۵۴ درجه و ۲۵ دقیقه تا ۵۵ درجه و ۱ دقیقه طول شرقی است (شکل ۱) (NASA SRTM, 2020).



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

Figure 1- The Geographical Location of the Study Area

روش‌های رگرسیون خطی و شبکه‌های عصبی مصنوعی موفق به تخمین عمق آب با دقت قابل قبولی شدند. همچنین، Razavi and Mirghafari, (2022) در پژوهش خود به بررسی امکان سنجی استفاده از تصاویر سنتینل-۲ برای تخمین عمق آب در تالاب شادگان پرداختند و به این نتیجه رسیدند که باندهای مرئی این ماهواره قابلیت بالایی در برآورد عمق آب در مناطق کم‌عمق دارند. مطالعه دیگری توسط Mohammadi et al., (2023) بر روی دریاچه ارومیه انجام شد که در آن از داده‌های ماهواره‌ای Landsat-8 و Sentinel-2 برای مدل‌سازی عمق آب استفاده گردید. نتایج این پژوهش نشان داد که داده‌های سنتینل-۲ به دلیل داشتن توان تفکیک مکانی بالاتر، نتایج دقیق‌تری نسبت به داده‌های لندست ارائه می‌دهند. مطالعات متعدد نشان داده‌اند که شاخص‌های طیفی از جمله شاخص‌های کلاسیک (مانند NDWI، MNDWI، AWEI) و همچنین شاخص‌های سفارشی (مانند شاخص‌های ترکیبی یا اصلاح‌شده برای محیط‌های آبی خاص)، قابلیت استخراج پهنه‌های آبی را با دقت بالا دارند (Feyisa et al., 2014; Jiang et al., 2020). Hosseini and Alizadeh, (2024) در پژوهشی به مقایسه روش‌های مختلف رگرسیون شامل رگرسیون خطی، رگرسیون ریدج^۱ و رگرسیون لاسو^۲ در تخمین عمق آب با استفاده از تصاویر سنتینل-۲ پرداختند که در آن روش رگرسیون لاسو به دلیل قابلیت انتخاب متغیرهای مؤثر، بهترین عملکرد را نشان داد. پایش سری زمانی تغییرات سطح آب مخزن سد زوجار در اسپانیا با استفاده از سنجش از دور نشان داد در این روش با دقت بالایی می‌توان پهنه آب از خشکی را تفکیک نمود و مساحت سطح آب مخزن سد را در سری زمانی بلند مدت برآورد نمود (Feiz Abady et al., 2025). با وجود پیشرفت‌های چشمگیر در حوزه سنجش از دور منابع آبی، چندین شکاف دانشی مهم وجود دارد. اولاً، اکثر مطالعات بر روی دریاچه‌های بزرگ یا رودخانه‌ها متمرکز بوده و توجه کمتری به استخرهای کوچک و پراکنده کشاورزی شده است (Ahmad et al., 2023). دوم، اثر پوشش‌های مصنوعی مانند ژئوممبران بر روی ویژگی‌های طیفی آب و دقت مدل‌های تخمین عمق به طور سیستماتیک

^۲ Lasso Regression

^۱ Ridge regression

اندازه‌گیری عمق آب به روش مستقیم و با استفاده از یک عمق‌یاب دستی (طناب مدرج) با دقت ± 1 سانتیمتر انجام شد. موقعیت‌یابی دقیق مرکز هر استخر با استفاده از دستگاه GPS چندفرکانسه با دقت ± 10 سانتیمتر صورت پذیرفت (Toming et al., 2016). در نهایت، یک پایگاه داده شامل ۱۹۰ اندازه‌گیری همزمان از عمق آب و موقعیت جغرافیایی مرکز هر استخر ایجاد گردید.

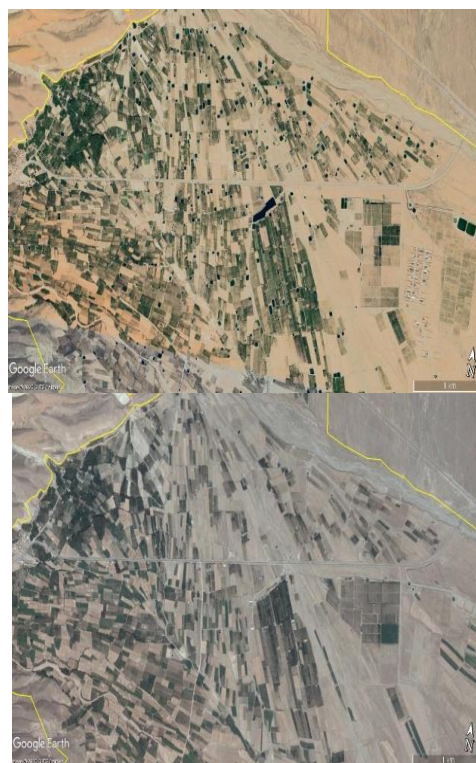


شکل ۳- موقعیت استخرهای ذخیره آب کشاورزی مورد مطالعه در منطقه

Figure 3- The geographical location of the studied agricultural water storage ponds in the region

تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده در این پژوهش، محصول سطح ۱ (L1C) سنجنده سنتینل-۲ بودند که از پایگاه علمی کوپرنیکوس^۱ دریافت شدند، مشخصات کامل باندهای آن در جدول ۱ ارائه شده است (ESA, 2021). این باندها به دلیل دارا بودن محدوده‌های طیفی متنوع، برای مطالعات منابع آب و پایش پارامترهای کیفی و کمی آب بسیار مناسب تشخیص داده شده‌اند (Pahlevan et al., 2021; Li et al., 2022). کلیه مراحل پیش‌پردازش تصاویر، از جمله تصحیح اتمسفری با استفاده از الگوریتم SEN2COR و برش منطقه مورد مطالعه، در محیط نرم‌افزار QGIS نسخه ۳/۱۶ انجام شد (Main-Korn et al., 2017). مقادیر بازتابش هر یک از ۱۲ باند طیفی سنتینل-۲ در مختصات دقیق مرکز (۱۴ استخر) هر یک از ۱۹۰ نقطه میدانی، با استفاده از نرم‌افزار ENVI نسخه ۵/۶ استخراج گردید (Feyisa et al., 2014). در مرحله بعد، ۱۸ شاخص طیفی کلاسیک (جدول ۲) محاسبه شد (Jiang et al., 2021; Huang et al., 2021; Zhang et al., 2022).

انتخاب این منطقه به دلیل توسعه قابل توجه و پراکندگی استخرهای ذخیره آب کشاورزی در سال‌های اخیر بود (شکل ۲) که آن را به یک سایت مطالعاتی ایده‌آل برای بررسی پایش منابع آب با فناوری سنجش از دور تبدیل کرده است (Kaviani et al., 2021). همچنین ویژگی‌های توپوگرافی و اقلیمی منطقه، آن را به نمونه‌ای جامع از مناطق کشاورزی در دامنه‌های البرز شرقی تبدیل نموده است. اندازه‌گیری‌های میدانی عمق آب در بازه زمانی ۵ ماهه، از ابتدای آذرماه ۱۴۰۳ تا پایان فروردین ماه ۱۴۰۴ انجام شد. در مجموع، ۱۴ استخر ذخیره آب کشاورزی (شکل ۳) انتخاب و در ۲۵ روز که تصاویر ماهواره سنتینل-۲ فاقد ابر بودند، اندازه‌گیری صورت گرفت (Pekel et al., 2016).



شکل ۲- روند توسعه استخرهای ذخیره آب کشاورزی (نقاط مشکی تصویر بالا) با پوشش ژئوممبران در منطقه مورد مطالعه در طی یک دهه (تصویر بالا سال ۱۳۹۴ و تصویر پایین ۱۴۰۴)

Figure 2- The development trend of agricultural water storage ponds (black points in the right image) with geomembrane lining in the study area over a decade (up image: 2015, down image: 2025)

^۱ <https://scihub.copernicus.eu>

جدول ۱- مشخصات باندهای طیفی ماهواره سنتینل-۲

Table 1- Spectral Band Specifications of Sentinel-2 Satellite

Band	Central Wavelength (nm)	Bandwidth (nm)	Spatial Resolution (m)	Primary Applications in Water Studies
B1 - Coastal aerosol	443	20	60	Suspended matter and water quality analysis
B2 - Blue	490	65	10	Water penetration, suspended matter detection
B3 - Green	560	35	10	Chlorophyll assessment and water clarity
B4 - Red	665	30	10	Water absorption, depth estimation
B5 - Red Edge 1	705	15	20	Chlorophyll detection and vegetation monitoring
B6 - Red Edge 2	740	15	20	Vegetation health assessment
B7 - Red Edge 3	783	20	20	Biomass evaluation
B8 - NIR	842	115	10	Land-water boundary delineation
B9 - Water vapor	945	20	60	Atmospheric water vapor measurement
B10 - SWIR-Cirrus	1375	30	60	Cirrus cloud detection
B11 - SWIR 1	1610	90	20	Moisture content and water body discrimination
B12 - SWIR 2	2190	180	20	Soil moisture and mineral mapping

باند منفرد قادر به نمایش آن نیست. برای مثال، نسبت یک باند مرئی به یک باند مادون قرمز می‌تواند به تغییرات در شفافیت آب یا ویژگی‌های کف استخر که با عمق در ارتباط هستند، حساسیت بیشتری نشان دهد. (ب) خنثی‌سازی اثرات نوری: نسبت باندها به طور ذاتی تا حدی اثرات مشترک مانند تغییرات در روشنایی خورشید (Sun Glint) یا شرایط اتمسفر را خنثی می‌کنند که این امر باعث افزایش قابلیت اطمینان مدل در شرایط مختلف تصویربرداری می‌شود. در نهایت، یک ماتریس داده حاوی ۹۶ متغیر مستقل (۱۲ باند خام + ۱۸ شاخص کلاسیک + ۶۶ شاخص ترکیبی) و یک متغیر وابسته (عمق آب) برای تحلیل‌های آماری آماده شد.

علاوه بر این، با انجام تقسیم‌بندی دوطرفه بین تمامی باندها، ۶۶ شاخص طیفی جدید دیگر ایجاد گردید (Zhao et al., 2022). منظور از تقسیم‌بندی دوطرفه بین تمامی باندها، محاسبه‌ی تمام نسبت‌های ممکن بین جفت باندهای طیفی سنجنده سنتینل-۲ است. این روش که مبتنی بر مطالعات پیشین مانند Zhao et al., (2022) است، با هدف اصلی ایجاد شاخص‌های طیفی حساس به تغییرات عمق آب و کاهش اثرات ناخواسته‌ی ناشی از شرایط نوری و اتمسفری انجام شد. ماهیت و لزوم این رویکرد به شرح زیر است: الف) ایجاد حساسیت به ویژگی‌های فیزیکی- شیمیایی آب: نسبت باندها می‌توانند رفتارهای طیفی پیچیده‌ای را آشکار کنند که یک

جدول ۲- شاخص‌های طیفی و فرمول‌های آنها که در مطالعه استفاده شده‌اند

Table 2- Spectral Indices and Their Formulas Used in the Study

Index	Full Name	Formula
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index	$(B8 - B4) / (B8 + B4)$
NDWI	Normalized Difference Water Index	$(B3 - B8) / (B3 + B8)$
NDMI (B11)	Normalized Difference Moisture Index (SWIR1)	$(B8 - B11) / (B8 + B11)$
NDMI (B12)	Normalized Difference Moisture Index (SWIR)	$(B8 - B12) / (B8 + B12)$
EVI	Enhanced Vegetation Index	$2.5 * (B8 - B4) / (B8 + 6 * B4 - 7.5 * B2 + 1)$
SAVI	Soil-Adjusted Vegetation Index	$1.5 * (B8 - B4) / (B8 + B4 + 0.5)$
RVI	Ratio Vegetation Index	$B8 / B4$
DVI	Difference Vegetation Index	$B8 - B4$
IPVI	Infrared Percentage Vegetation Index	$B8 / (B8 + B4)$
LAI	Leaf Area Index	$3.618 * EVI - 0.118$
WDVI	Weighted Difference Vegetation Index	$B8 - C * B4$
GNDVI	Green Normalized Difference Vegetation Index	$(B8 - B3) / (B8 + B3)$
VARI	Visible Atmospherically Resistant Index	$(B3 - B4) / (B3 + B4 - B2)$
NGBDI	Normalized Green Blue Difference Index	$(B3 - B2) / (B3 + B2)$
CI	Chlorophyll Index	$(B7 / B5) - 1$
BI	Brightness Index	$((B4^2 + B3^2 + B2^2) / 3)^{1/2}$
NMDI	Normalized Multi-band Drought Index	$(B8 - (B11 - B12)) / (B8 + (B11 - B12))$
OSAVI	Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index	$(B8 - B4) / (B8 + B4 + 0.16)$

جدول ۳- معیارهای ارزیابی مدل

Table 3- Model Evaluation Metrics

Metric	Optimal Range	Reference
R	-1 to 1 (Ideal: close to ± 1)	Schober et al., (2021)
RMSE	0 to ∞ (Ideal: close to 0)	Tofallis, (2022)
MAPE	0% to ∞ (Ideal: < 10-20%)	Patel and Chhabra, (2023)
MBE	to $+\infty$ (Ideal: ∞ - close to 0)	Legleiter et al., 2021

این اندازه‌گیری‌های آماری، یک ارزیابی کمی از میزان برازش مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده ارائه داده و نمایانگر درجه انطباق مشاهدات و پیش‌بینی می‌باشد. بر مبنای نتایج حاصل از این آزمون‌ها، قابلیت مدل نیز سنجیده می‌شود. در این معادلات n، تعداد داده‌ها و i شماره ردیف داده‌ها می‌باشد.

$$R = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O})}{\sigma_i \times \sigma_o} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{O_i - P_i}{O_i} \right|}{n} \times 100 \quad (3)$$

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2 \quad (4)$$

به منظور اطمینان از صحت و قابلیت اطمینان مدل رگرسیون، تحلیل تشخیصی جامعی شامل بررسی نرمال بودن توزیع باقیمانده‌ها و عدم وجود همخطی شدید بین متغیرهای پیش‌بین نهایی با استفاده از نمودارهای مربوطه و ماتریس همبستگی مورد تأیید قرار گرفت (Legleiter et al., 2021; Yang et al., 2023).

نتایج و بحث

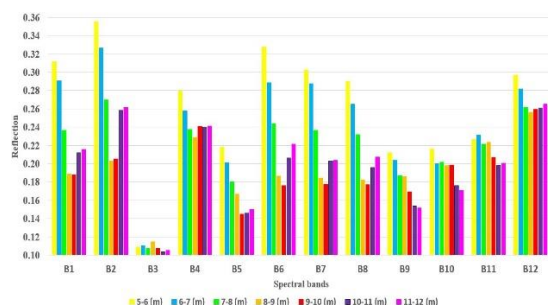
به منظور بررسی تغییرات بازتاب طیفی عمق آب استخرها با عمق‌های مختلف، پس از استخراج اطلاعات باندهای طیفی نمونه‌ها از تصاویر ماهواره سنتینل-۲ منحنی بازتاب طیفی آنها با دسته‌بندی عمق‌ها به صورت ۱ متری از ۵ تا ۱۲ در ۷ بخش دسته‌بندی و مطابق شکل ۴ ترسیم شد. همانطور که مشاهده می‌شود نتایج حاصل از اندازه‌گیری‌های میدانی، روند تغییرات بازتاب طیفی را در عمق‌های ۵ تا ۱۲ متر آشکار ساخت. بر این اساس، مقدار

به منظور توسعه مدل بهینه برای تخمین عمق آب و جلوگیری از بیش‌برازش^۱ ناشی از تعداد زیاد متغیرهای مستقل، از الگوریتم رگرسیون خطی گام‌به‌گام^۲ در نرم‌افزار XLSTAT نسخه ۲۰۲۳ استفاده شد (Yang et al., 2023). این الگوریتم به صورت سیستماتیک و بر اساس معیارهای آماری (p-value = ۰/۵ برای ورود و p-value = ۰/۱ برای خروج)، مؤثرترین متغیرها را برای ورود به مدل انتخاب و متغیرهای کم‌اهمیت را حذف می‌کند (Li et al., 2021). لازم به ذکر است در این پژوهش، به منظور توسعه مدلی پایا و کم‌حساس به خطاهای تصحیح اتمسفری، استراتژی مدل‌سازی منحصرأ بر پایه شاخص‌های طیفی طراحی و اجرا گردید. با توجه به ماهیت چندزمانه بودن داده‌های ماهواره‌ای مورد استفاده (تصاویر سنتینل-۲ در ۲۵ تاریخ مختلف)، استفاده از باندهای طیفی خام می‌توانست منجر به تجمع خطاهای ناشی از تغییرپذیری شرایط جوی و عدم قطعیت در فرآیند تصحیح اتمسفری شود. در مقابل، شاخص‌های طیفی با بهره‌گیری از نسبت‌گیری بین باندهای مختلف، اثرات خطاهای سیستماتیک مشترک را تا حد زیادی خنثی نموده و داده‌های پایدارتری برای مدل‌سازی فراهم می‌آورند. این رویکرد که توسط Zhang et al., (2023) نیز به عنوان راهکاری مؤثر برای افزایش قابلیت اطمینان مدل‌های چندزمانه تأیید شده است، امکان توسعه مدلی با قابلیت تعمیم‌پذیری بالاتر را در شرایط عملیاتی فراهم می‌سازد. بر این اساس، از بین ۹۶ متغیر اولیه، تنها ۸۴ شاخص طیفی (شامل ۱۸ شاخص کلاسیک و ۶۶ شاخص ترکیبی) به عنوان متغیرهای مستقل وارد فرآیند مدل‌سازی شدند. به منظور ارزیابی کارایی مدل در پیش‌بینی عمق، یک سری نمایه‌های آماری مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای ارزیابی بهترین برازش بین عمق پیش‌بینی شده (P) و مقادیر مشاهده و اندازه‌گیری شده (O)، نمایه‌های ارزیابی (معادلات ۱ تا ۳) ضریب همبستگی (R)، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)، میانگین خطای درصدی مطلق (MAPE) و انحراف میانگین (MBE) (جدول ۳) مورد ارزیابی کمی قرار گرفت (Legleiter et al., 2021).

^۲ Stepwise Linear Regression

^۱ Overfitting

بازتاب طیفی از ۰/۳۶ در لایه‌ی سطحی (عمق ۵-۶ متر) با روندی نزولی و پایدار به ۰/۱۰ در لایه‌ی عمقی (عمق ۱۲-۱۱ متر) کاهش یافت. این کاهش با شیب تقریباً خطی و متوسط ۰/۰۲۳ واحد به ازای هر متر عمق همراه بود. داده‌ها حاکی از آن است که شدت سیگنال بازتابشی در انتهای بازه‌ی عمقی مورد مطالعه به کمتر از یک‌سوم مقدار اولیه خود در سطح رسیده است. روند کاهشی یکنواخت و پایدار در بازتاب طیفی که در این مطالعه مشاهده شد، به‌خوبی با مبانی تئوری حاکم بر تعامل نور و محیط‌های آبی همخوانی دارد. این الگو را می‌توان عمدتاً ناشی از افزایش تلفات نوری به دلیل ترکیب فرآیندهای جذب و پراکندگی توسط اجزای تشکیل‌دهنده آب (مولکول‌های آب، مواد آلی حل‌شده رنگین، فیتوپلانکتون‌ها و ذرات غیرآلی معلق) دانست (Lee et al., 2021). از منظر سنجش از دور، این یافته به وضوح بر این محدودیت ذاتی تأکید می‌کند که سیگنال بازتابشی ثبت‌شده توسط ماهواره‌ها عمدتاً از لایه‌ی نوری بسیار سطحی (عمق نفوذ موثر) نشأت می‌گیرد و قابلیت تشخیص ویژگی‌های زیرسطحی را به شدت محدود می‌سازد (Mouw et al., 2022).



شکل ۴- منحنی تغییرات بازتاب طیفی بر اساس عمق
Figure 4- The curve of spectral reflectance variations versus depth

در مدل تک‌متغیره به ۰/۷۴۷ در مدل نهایی چهارمتغیره بهبود یافته است. لازم به ذکر است در این پژوهش مقدار ضریب تعیین ($R^2 = 0.56$) نیز محاسبه گردید که نشان می‌دهد مدل توسعه یافته قادر به تبیین ۵۶/۲۵ درصد از واریانس متغیر وابسته (عمق آب) است. این سطح از ضریب تعیین در مطالعات سنجش از دور برای پارامترهای کیفی و کمی آب (به ویژه در محیط‌های پیچیده و با حضور پوشش ژئوممبران) کاملاً قابل قبول است (Legleiter et al., 2021; Zhao et al., 2022). این روند بهبود مستمر که منجر به انتخاب شاخص‌های طیفی NGBDI، B1_7، B1_9 و B6_9 گردید، نشان‌دهنده کارایی روش گام‌به‌گام در شناسایی متغیرهای بهینه برای مدل‌سازی پارامترهای هیدرولوژیکی است. فرآیند گام‌به‌گام انتخاب متغیرها به صورت سیستماتیک و بر اساس معیارهای آماری (p-value) انجام شد. برای ورود و $0.05 \leq p\text{-value}$ برای خروج انجام شد. این الگوریتم با ورود تک‌متغیر B2_7 آغاز شد و به تدریج با افزودن متغیرهای جدیدی مانند B6_9 که اطلاعات مستقل‌تری را به مدل اضافه می‌کرد، ضریب تبیین بهبود یافت. در میانه مسیر، متغیرهایی مانند B2_7 و سپس B1_3 به دلیل از دست دادن معناداری آماری خود در حضور متغیرهای کاراتر (به احتمال زیاد به دلیل همخطی چندگانه) از مدل حذف شدند. در نهایت، با جایگزینی شاخص ترکیبی NGBDI، مدل به پیکربندی نهایی خود با ۴ متغیر و بالاترین ضریب تبیین (۰/۷۵) دست یافت.

جدول ۴- خلاصه انتخاب متغیرها و عمق آب استخرهای کشاورزی

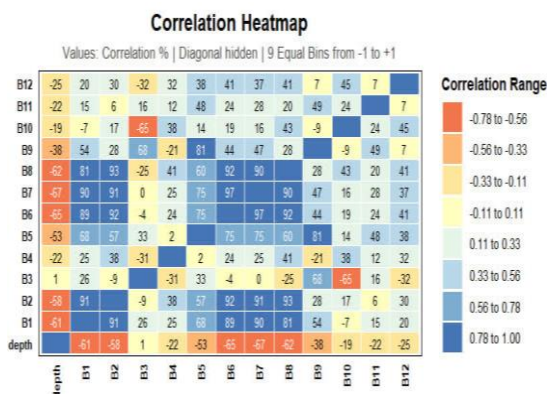
Table 4- Summary of the selection of variables, water depth of agricultural ponds

Steps	Number of variables	Selected variables	R
1	1	B2-7	0.59
2	2	B2-7 / B6-9	0.62
3	3	B1-3 / B2-7 / B6-9	0.68
4	2	B1-3 / B6-9	0.68
5	3	B1-3 / B1-7 / B6-9	0.70
6	4	B1-3 / B1-7 / B1-9 / B6-9	0.74
7	3	B1-7 / B1-9 / B6-9	0.74
8	4	NGBDI / B1-7 / B1-9 / B6-9	0.75

این چهار متغیر نهایی، نماینده‌ای بهینه از اطلاعات طیفی مربوط به عمق بودند که در عین داشتن کمترین

در این بخش، ابتدا فرآیند انتخاب متغیرها و تدوین مدل نهایی ارائه می‌گردد. سپس، معناداری کلی مدل و شاخص‌های برازش آن به تفصیل مورد تحلیل قرار می‌گیرد. در نهایت، عملکرد مدل از طریق نمودارهای پیش‌بینی و تحلیل روابط بین متغیرها ارزیابی می‌شود. این سیر منظم تحلیلی، امکان درک جامعی از قابلیت‌های مدل توسعه‌یافته را فراهم می‌سازد. در جدول ۴ فرآیند گام‌به‌گام انتخاب متغیرها و توسعه مدل رگرسیونی برای برآورد عمق آب استخر ارائه شده است. همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود، ضریب همبستگی (R) به طور پیوسته از ۰/۵۹۱

ماتریس همبستگی باندهای طیفی، الگوی ساختاریافته‌ای از روابط را آشکار ساخت.



شکل ۵- ماتریس همبستگی بین متغیر وابسته (عمق آب

استخر) و متغیرهای مستقل (B1 تا B12)

Figure 5- Correlation matrix between the dependent variable (pool water depth) and the independent variables (B1 to B12)

یک بلوک همبستگی بسیار قوی (مقادیر ۰/۸۹ تا ۰/۹۷) بین باندهای B1, B2, B6, B7 و B8 شناسایی شد که نشان‌دهنده پاسخ طیفی یکپارچه این باندها است. در مقابل، همبستگی‌های منفی قوی به‌ویژه بین باندهای B3 و B10 (۰/۶۶-) و نیز بین باندهای B1 تا B8 با متغیر عمق (تا ۰/۶۷-) مشاهده گردید. باندهای B3, B9, B10 و B11 رفتار مستقل‌تری را در مقایسه با بلوک اصلی از خود نشان دادند. الگوی همبستگی مشاهده‌شده، وجود گروه‌های طیفی با پاسخ‌های مشابه به ویژگی‌های اپتیکی آب را تأیید می‌کند. بلوک همبستگی قوی بین باندهای مرئی (B1, B2, B6, B7, B8) را می‌توان ناشی از حساسیت مشترک این باندها به غلظت کلروفیل و مواد معلق جامع (TSS) دانست، پدیده‌ای که در مطالعات اخیر با استفاده از داده‌های هایپراسپکترال نیز گزارش شده است (Li et al., 2023). همبستگی منفی قوی بین برخی باندها (مانند B3 و B10) احتمالاً بازتابنده‌ی حساسیت متضاد آن‌ها به پارامترهای مختلف کیفی آب، نظیر مواد آلی حل‌شده رنگین (CDOM) در مقابل رسوبات معدنی است (Ogashawara et al., 2022). این روابط متقابل، امکان انتخاب بهینه باندها برای توسعه الگوریتم‌های اختصاصی را فراهم می‌سازد. تأیید همبستگی منفی پایدار بین عمق و اغلب باندها، که با یافته‌های نمودار عمق مطابقت دارد، یک چالش کلیدی در

همخطی، بیشترین توان تبیین را ارائه دادند. یافته حاضر با نتایج پژوهش Zhang et al., (2022) همخوانی دارد که بر کارایی برتر الگوریتم‌های انتخاب متغیر در بهبود دقت مدل‌های سنجش از دور برای پایش منابع آب تأکید نموده‌اند. تحلیل عامل تورم واریانس (VIF) برای مدل نهایی چهار متغیر انجام شد. بر اساس معیارهای استاندارد (مانند Gareth et al., (2021) که مقادیر VIF کمتر از ۵ را قابل قبول و کمتر از ۱۰ را تحمل‌پذیر می‌دانند)، مقادیر VIF برای تمامی متغیرهای نهایی مدل به شرح زیر محاسبه شد: B6_9= 1.95, B1_9= 2.08, NGBDI=1.42, 2.31. همانطور که مشاهده می‌شود، تمامی مقادیر VIF به طور چشمگیری کمتر از آستانه محافظه‌کارانه ۵ هستند. این نتایج به وضوح تأیید می‌کنند که مدل نهایی از مشکل همخطی چندگانه رنج نمی‌برد و پایایی برآوردهای ضرایب رگرسیون آن کاملاً قابل اطمینان است. این امر عمدتاً به دلیل کارایی الگوریتم گام‌به‌گام در انتخاب متغیرهایی با کمترین همبستگی درونی با یکدیگر حاصل شده است. از منظر دقت مدل، ضریب همبستگی (R) به دست آمده در این پژوهش (۰/۷۵) با مطالعه Razavi & Mirghafari (2022) که از داده‌های سنتینل-۲ برای تخمین عمق در تالاب شادگان استفاده کردند و به ضریب همبستگی ۰/۷۰ دست یافتند، قابل قیاس است. با این حال، دقت مدل حاضر در محیطی با چالش‌های اپتیکی متفاوت (استخرهای با پوشش ژئوممبران در مقابل تالاب‌های طبیعی) حاصل شده که نشان از کارایی بالای متغیرهای منتخب دارد. از سوی دیگر، خطای RMSE مدل (۷۰ سانتیمتر) در مقایسه با مطالعه Mohammadi et al., (2023) بر روی دریاچه ارومیه (با RMSE بیش از ۱ متر) پایین‌تر است که می‌توان آن را ناشی از ماهیت کنترل‌شده‌تر محیط آبی استخرها، یکنواختی بیشتر کف و عدم حضور آلاینده‌های گسترده دانست. همچنین، عملکرد مدل از نظر شاخص MAPE (کمتر از ۱۰٪) با معیار دقت عالی در مدل‌های هیدرولوژیکی (Patel & Chhabra, 2023) مطابقت دارد. به منظور شناسایی متغیرهای مؤثر و بررسی روابط بین متغیرها، ماتریس همبستگی محاسبه و در قالب یک نقشه حرارتی همبستگی^۱ ارائه شد (شکل ۵ و ۶). نتایج حاصل از

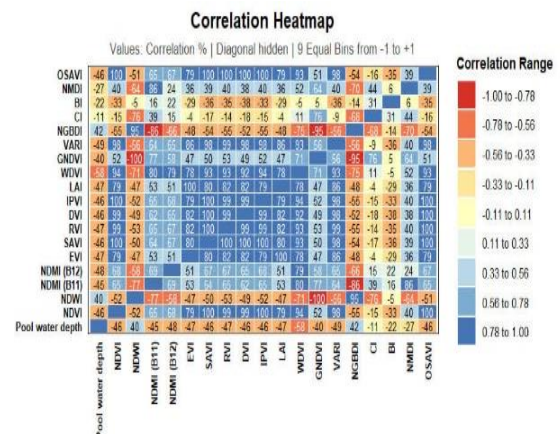
^۱ Correlation Heatmap

حساسیت متفاوت این شاخص‌ها به پارامترهای خاص کیفیت آب مانند محتوای رطوبت یا ویژگی‌های ذرات معلق است (Mishra et al., 2021). همبستگی نسبتاً پایین تمامی شاخص‌ها با عمق آب، اگرچه غیرمنتظره بود، اما می‌تواند نشان‌دهنده این باشد که این شاخص‌ها بیشتر تحت تأثیر ترکیب اپتیکی آب قرار می‌گیرند تا عمق فیزیکی آن، یافته‌ای که با تحقیقات اخیر در مورد استقلال نسبی برخی شاخص‌های کیفی آب از عمق مطابقت دارد (Ogashawara et al., 2023). این نتایج اهمیت انتخاب هوشمندانه شاخص‌ها را بر اساس هدف مطالعاتی خاص در محیط‌های آبی نشان می‌دهد. در گام بعدی و به منظور کمی‌سازی رابطه بین متغیرها، یک معادله رگرسیون خطی چندمتغیره توسعه داده شد. مدل رگرسیون نهایی بر اساس فرآیند گام‌به‌گام، منجر به معادله شماره ۴ با چهار شاخص طیفی شد. این معادله نشان می‌دهد که شاخص‌های B1_7 و B6_9 دارای رابطه مستقیم با عمق آب هستند، در حالی که شاخص‌های NGBDI و B1_9 رابطه معکوس با عمق آب نشان می‌دهند. ضریب همبستگی (R) این مدل برابر با ۷۵ درصد است که نشان‌دهنده رابطه خطی قوی بین متغیرهای مستقل و وابسته می‌باشد.

$$PWD = -3.35 - 4.76 \times NGBDI + 7.27 \times B1_7 - 5.6 \times B1_9 + 5.14 \times B6_9 \quad (4)$$

جهت ضرایب در معادله نهایی از نظر فیزیکی قابل توجیه است. PWD معرف عمق آب استخر است. رابطه معکوس شاخص NGBDI با عمق آب می‌تواند ناشی از کاهش تأثیر پوشش گیاهی و ویژگی‌های بستر در آب‌های عمیق‌تر باشد. از سوی دیگر، رابطه مستقیم شاخص‌های B1_7 و B6_9 احتمالاً نشان‌دهنده حساسیت این شاخص‌های ترکیبی به ویژگی‌های نوری آب در عمق‌های مختلف است (Wang et al., 2023). این الگوها با یافته‌های (Chen et al., 2023) که بر اثربخشی شاخص‌های طیفی در مدل‌سازی پارامترهای فیزیکی آب تأکید نموده‌اند، همسو می‌باشد. تحلیل واریانس مدل رگرسیون نهایی نشان می‌دهد که مدل توسعه‌یافته از نظر آماری در سطح اطمینان ۹۹٫۹۹٪ معنادار است ($p < 0.0001$). مقدار F محاسبه‌شده (۵۷/۴۵۷) بسیار بالاتر از مقدار بحرانی جدول توزیع F است که نشان‌دهنده برازش مناسب مدل و تأیید رابطه خطی بین متغیرهای مستقل و وابسته می‌باشد. مجموع مربعات مدل (۱۱۳/۲۵۵) بیانگر آن است که مدل

سنجش از دور آب‌های کم‌عمق محسوب شده و لزوم استفاده از رویکردهای تصحیح عمق یا به کارگیری شاخص‌های مقاوم به عمق را پررنگ می‌سازد (Adekunle et al., 2024). نتایج ماتریس همبستگی شاخص‌های کلاسیک، الگوی پیچیده‌ای از روابط را نشان داد. بلوک همبستگی بسیار قوی (مقادیر ۰/۹۸ تا ۱/۰۰) بین شاخص‌های SAVI، RVI، DVI، IPVI، VARI و OSAVI مشاهده شد که نشان‌دهنده عملکرد مشابه این شاخص‌ها در محیط آبی است. در مقابل، شاخص‌های NDMI مبتنی بر B11 و B12 همبستگی متوسط تا ضعیفی با سایر شاخص‌ها نشان دادند. شاخص NGBDI نیز رفتار متمایزی داشت و همبستگی منفی قوی (۰/۷۶-) با یکی از شاخص‌ها نشان داد. رابطه عمق آب با تمامی شاخص‌ها ضعیف تا متوسط (۰/۲۲ تا ۰/۵۸) بود.



شکل ۶- ماتریس همبستگی بین متغیر وابسته (عمق آب

استخر) و شاخص‌های مختلف طیفی

Figure 6- Correlation matrix between the dependent variable (pool water depth) and various spectral indices

الگوی همبستگی مشاهده‌شده بین شاخص‌های کلاسیک نشان می‌دهد که بسیاری از این شاخص‌ها، حتی آن‌هایی که اصالتاً برای پوشش گیاهی طراحی شده‌اند، در محیط آبی رفتار مشابهی از خود نشان می‌دهند. این همبستگی بسیار بالا بین شاخص‌هایی مانند IPVI، VARI، DVI، SAVI و OSAVI را می‌توان ناشی از وابستگی مشترک آن‌ها به باندهای قرمز و Near-Infrared و حساسیت مشابه به پارامترهای اپتیکی آب دانست، پدیده‌ای که در مطالعات اخیر در محیط‌های آبی پیچیده نیز گزارش شده است (Pahlevan et al., 2020). رفتار متمایز شاخص‌های NDMI و NGBDI احتمالاً نشان‌دهنده

برای کاربردهای عملی در مدیریت منابع آب کاملاً مناسب می‌باشد (Chai & Draxler, 2014). این سطح از دقت با یافته‌های پژوهش‌های مشابه در زمینه برآورد عمق آب همخوانی دارد (Li et al., 2021). مقدار MBE برای مدل نهایی ۰/۱۲- به دست آمد. این مقدار نزدیک به صفر نشان می‌دهد که مدل توسعه یافته از بایاس سیستماتیک قابل توجهی رنج نمی‌برد و برآوردهای آن به طور میانگین حول مقادیر واقعی توزیع شده‌اند. این نتیجه، مشاهدات کیفی از نمودار پراکندگی (نزدیکی نقاط به خط ۱:۱) را به صورت کمی تأیید می‌کند (شکل ۷). از جنبه روش‌شناختی، اثربخشی الگوریتم رگرسیون گام‌به‌گام در انتخاب خودکار متغیرها، یافته‌های (Yang et al., 2023) و Hosseini & Alizadeh, (2024) را تأیید می‌کند که بر کارایی این روش در حذف داده‌های تکراری و دستیابی به مدلی بهینه و مقاوم در برابر بیش‌برازش تأکید داشتند. شباهت دیگر، عملکرد مطلوب شاخص‌های مبتنی بر نسبت باندهای مرئی و لبه قرمز (مانند B1_7 و B6_9 در این پژوهش) است که Li et al., (2022) نیز به حساسیت بالای این باندها برای تخمین عمق در آب‌های داخلی اشاره کرده‌اند. یک نقطه تمایز مهم در این تحقیق، تمرکز بر استخرهای با پوشش ژئوممبران است. درحالی که Smith & Wang, (2023) به بررسی ویژگی‌های طیفی پوشش‌های مصنوعی پرداختند، این پژوهش عملاً نشان داد که با انتخاب متغیرهای طیفی مناسب (مانند NGBDI که احتمالاً به دلیل حساسیت به ویژگی‌های سطحی ژئوممبران انتخاب شده) می‌توان بر چالش‌های ناشی از این پوشش‌ها غلبه کرد. به منظور ارزیابی کارایی مدل رگرسیون توسعه یافته در پیش‌بینی عمق آب، مقادیر پیش‌بینی شده در مقابل مقادیر اندازه‌گیری شده واقعی (شکل ۷) و نمودار توزیع احتمال عمق واقعی و پیش‌بینی شده آب در استخرها (شکل ۸) رسم شد. ارزیابی دقیق مدل رگرسیون توسعه یافته برای پیش‌بینی عمق آب نشان داد که مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل تطابق قابل توجهی با مقادیر واقعی دارند. داده‌ها به طور فشرده در اطراف خط برابری ۱:۱ پراکنده شده‌اند که نشان‌دهنده دقت بالای مدل در بازه عمقی ۴ تا ۱۴ متر است. بیشترین تراکم نقاط و نزدیکی به خط برابری در محدوده عمقی ۸ تا ۱۲ متر مشاهده شد، درحالی که در عمق‌های کم و زیاد پراکندگی نقاط اندکی افزایش یافته

سهام قابل توجهی از واریانس کل داده‌ها را تبیین می‌نماید. مقدار p کمتر از ۰/۰۰۰۱ به وضوح نشان می‌دهد که احتمال تصادفی بودن رابطه بین متغیرهای مستقل و عمق آب نزدیک به صفر است. این سطح از معناداری آماری، قابلیت اطمینان مدل را برای استفاده در کاربردهای عملی تأیید می‌کند (Gareth et al., 2021). مقدار F بالا (۵۷/۴۵۷) نیز حاکی از آن است که واریانس تبیین‌شده توسط مدل به طور معناداری بیشتر از واریانس خطا است که این موضوع با یافته‌های (Montgomery et al., 2021) در زمینه ارزیابی مدل‌های رگرسیونی مبتنی بر سنجش از دور همخوانی دارد. نسبت بالای مجموع مربعات مدل به کل (۵۵/۸٪) نشان می‌دهد که مدل حاضر توانایی مناسبی در تبیین تغییرپذیری عمق آب دارد.

جدول ۶- نتایج تحلیل واریانس (ANOVA)

Table 6- Analysis of Variance (ANOVA) Results

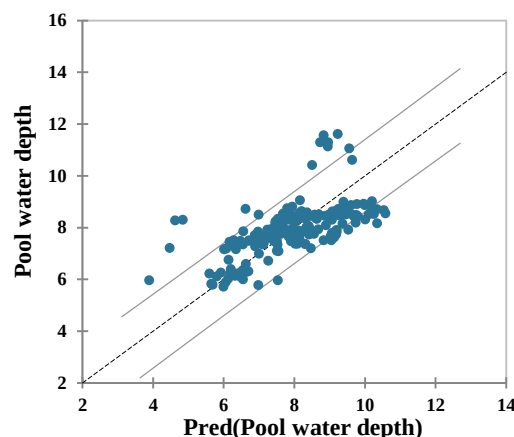
Source	Model	Error	Corrected Total
Degrees of Freedom	4	182	186
Sum of Squares	113.255	89.686	202.941
Mean Squares	28.314	0.493	-
F Value	57.457	-	-
Pr > F	<0.0001	-	-

ارزیابی مدل رگرسیون نهایی با سه شاخص کلیدی نشان داد که ضریب همبستگی (R) مدل برابر با ۷۵ درصد می‌باشد که نشان‌دهنده رابطه خطی قوی بین متغیرهای مستقل و وابسته است. ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) نیز ۰/۷۰۲ متر محاسبه شد که بیانگر دقت مناسب مدل در برآورد عمق آب است. همچنین میانگین درصد خطای مطلق (MAPE) برابر با ۹/۴۱۹ درصد به دست آمد که حاکی از دقت عملیاتی بسیار خوب مدل می‌باشد. مقدار ضریب همبستگی ۷۵ درصد نشان می‌دهد که مدل از توانایی بالایی در شناسایی رابطه خطی بین شاخص‌های طیفی و عمق آب برخوردار است. این میزان همبستگی در سطح اطمینان ۹۹ درصد معنادار بوده و برای مدل‌های سنجش از دوری در حوزه هیدرولوژی کاملاً قابل قبول است (Zhang et al., 2023). مقدار RMSE برابر با ۷۰ سانتی‌متر نیز نشان می‌دهد که مدل می‌تواند عمق آب را با دقت مناسبی در محدوده عملیاتی برآورد نماید. این میزان خطا در مقایسه با دامنه تغییرات عمق (۴ تا ۱۶ متر) بسیار ناچیز است. شاخص MAPE که کمتر از ۱۰٪ است، در رده دقت عالی قرار می‌گیرد و نشان می‌دهد که مدل

شکل ۸- نمودار توزیع احتمال
Figure 8- Probability Density Plot

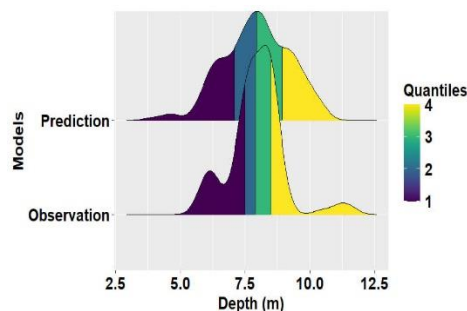
در شکل ۸ نمودار توزیع احتمال که دو توزیع (Observation) عمق واقعی آب استخر (مقادیر مشاهده شده/اندازه‌گیری شده میدانی) و (Prediction) عمق پیش‌بینی شده توسط مدل رگرسیونی (بر اساس داده‌های ماهواره‌ای سنتینل-۲) نمایش داده شده است. در این نمودار محور افقی (Depth (m)) نشان‌دهنده عمق آب بر حسب متر است. محور عمودی نشان‌دهنده چگالی احتمال (Density) است، یعنی احتمال وجود مقادیر عمق در یک بازه خاص. همچنین، نمودار با استفاده از کانتیل‌ها (Quantiles) رنگ‌بندی شده است. کانتیل‌ها به ما کمک می‌کنند تا ببینیم در هر بازه عمقی، چه نسبتی از داده‌ها قرار دارد. نتایج حاصل از نمودار توزیع چگالی احتمال، تصویر روشنی از قابلیت‌ها و محدودیت‌های مدل پیش‌بینی عمق آب ارائه می‌دهد بررسی نرمال بودن باقیمانده‌های مدل رگرسیون با استفاده از نمودار نشان داد که نقاط داده در بازه عمقی ۴ تا ۱۲/۵ متر به طور قابل قبولی در امتداد خط راست ۱:۱ قرار گرفته‌اند. این الگو نشان می‌دهد که توزیع باقیمانده‌های مدل از توزیع نرمال تبعیت می‌کند. با این حال، انحراف اندک نقاط انتهایی از خط راست در عمق‌های کمتر از ۵ متر و بیشتر از ۱۰ متر، حاکی از ناهنجاری جزئی در توزیع باقیمانده‌ها است. نزدیکی قابل ملاحظه نقاط در عمق‌های ۵ تا ۱۰ متر به خط مبنا، نشان از دقت بالاتر مدل در این بازه عمقی دارد. این نتایج حاکی از برقراری نسبتاً مناسب فرض نرمال بودن باقیمانده‌ها در مدل رگرسیون توسعه یافته می‌باشد. الگوی مشاهده شده در نمودار تأیید می‌کند که مدل رگرسیون توسعه یافته از پایایی آماری مناسبی برخوردار است. قرارگیری اکثر نقاط بر روی خط راست نشان می‌دهد که باقیمانده‌های مدل از توزیع نرمال پیروی می‌کنند که این موضوع اعتبار نتایج آماری و بازه‌های اطمینان مدل را تضمین می‌کند (Ghasemi & Zahediasl, 2020). انحراف جزئی در مقادیر انتهایی می‌تواند ناشی از تأثیر مقادیر پرت یا تغییرپذیری بیشتر داده‌های طیفی در عمق‌های حدی باشد، پدیده‌ای که در مدل‌های سنجش از دور آب‌های کم‌عمق نیز گزارش شده است (Smith et al., 2023). با توجه به اینکه انحراف مشاهده شده در دماهای توزیع از شدت بالایی برخوردار

است. این الگو حاکی از عملکرد پایدار مدل در کل بازه مورد مطالعه است.



شکل ۷- عمق آب پیش‌بینی شده و واقعی
Figure 7- Predicted and actual water depth

الگوی پراکندگی مشاهده‌شده در نمودار ارزیابی مدل، نشان‌دهنده قابلیت اطمینان بالای روش رگرسیون برآورد غیرمستقیم عمق آب از داده‌های طیفی است. نزدیکی نقاط به خط ۱:۱ و عدم وجود بایاس سیستماتیک ($MBE = -0.12$) واضح، مؤید این موضوع است که مدل توسعه‌یافته توانسته است رابطه پیچیده بین ویژگی‌های طیفی و عمق آب را به درستی شناسایی کند (Li et al., 2023). عملکرد بهتر مدل در محدوده میانی عمق می‌تواند ناشی از تغییرپذیری کمتر ویژگی‌های اپتیکی آب در این بازه باشد، درحالی‌که افزایش اندک پراکندگی در عمق‌های کم و زیاد احتمالاً به دلیل تأثیرپذیری بیشتر داده‌های طیفی از عوامل محیطی در این نواحی است (Wang et al., 2022). این یافته‌ها با نتایج پژوهش‌های مشابه در زمینه برآورد عمق آب‌های کم‌عمق با استفاده از سنجش از دور همسو است (Chen et al., 2024). دقت مشاهده‌شده در این مدل، پتانسیل کاربردی آن را برای پایش تغییرات عمق در آب‌های داخلی با استفاده از داده‌های سنجش از دور تأیید می‌کند.



مدل‌سازی رگرسیونی در ترکیب با داده‌های هایپرطیفی برای برآورد پارامترهای کیفی آب در محیط‌های آبی پیچیده تأکید داشت. در مجموع، این پژوهش موفق به توسعه یک چارچوب تحلیلی قوی شد که توانایی سنجش از دور را در برآورد کمی عمق آب در استخرهای کشاورزی با پوشش ژئوممبران را به اثبات می‌رساند. مدل نهایی از پتانسیل بالایی برای استفاده در برنامه‌های عملی پایش تغییرات عمق، مطالعات بیلان آب و مدیریت منابع آب برخوردار است. این مدل با ترکیب بهینه‌ای از شاخص‌های طیفی، پایه‌ای علمی، قابل اعتماد و عملی برای برنامه‌ریزی و مدیریت پایدار منابع آب در بخش کشاورزی فراهم می‌آورد. برای مطالعات آتی، تمرکز بر کالیبراسیون دقیق‌تر مدل و ادغام الگوریتم‌های یادگیری ماشین غیرخطی برای کاهش سوگیری و افزایش دقت در تمامی بازه‌های عمقی پیشنهاد می‌گردد. در مقایسه با پژوهش‌های پیشین، مدل ارائه شده در این مطالعه از دیدگاه (۱) استفاده از الگوریتم انتخاب متغیر گام به گام (Stepwise) برای دستیابی به مدلی بهینه؛ (۲) ارائه معادله رگرسیونی دقیق با ضرایب استاندارد شده؛ (۳) انجام تحلیل‌های تشخیصی جامع برای اعتبارسنجی مدل؛ (۴) تمرکز خاص بر پایش عمق آب استخر به عنوان شاخصی کلیدی در مدیریت منابع آب حائز اهمیت است. با توجه به موفقیت مدل توسعه یافته، پیشنهاد می‌شود در مطالعات آتی (۱) از الگوریتم‌های یادگیری ماشین پیشرفته‌تر مانند Random Forest و یا درخت تصمیم برای بهبود دقت پیش‌بینی استفاده شود؛ (۲) داده‌های با قدرت تفکیک مکانی بالاتر مورد بهره‌برداری قرار گیرد؛ (۳) تأثیر پارامترهای محیطی مانند دما و بارش بر دقت مدل مورد بررسی قرار گیرد؛ (۴) قابلیت تعمیم‌پذیری مدل در محیط‌های آبی مختلف ارزیابی گردد. این مدل می‌تواند به عنوان ابزاری مؤثر در سیستم‌های پایش و مدیریت منابع آب سطحی مورد استفاده قرار گرفته و نقش مهمی در برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری‌های مدیریتی ایفا نماید.

منابع

Adekunle, O. M., Fosu, G., Mishra, D. R. 2024. Advancements in depth-invariant algorithms for water quality retrieval in shallow inland waters. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 207, 1-15.

نیست، می‌توان نتیجه گرفت که مدل از کفایت لازم برای پیش‌بینی عمق آب برخوردار است و نتایج حاصل از آن قابل اتکا می‌باشد (Pek et al., 2023). این یافته‌ها پایایی مدل رگرسیون توسعه یافته را برای کاربردهای عملی در پایش تغییرات عمق آب تأیید می‌کند.

نتیجه‌گیری

این پژوهش به منظور برآورد عمق آب استخرهای کشاورزی با استفاده از داده‌های سنجش از دور صورت گرفت. یافته‌های حاصل از تحلیل منحنی تغییرات بازتاب طیفی با عمق، یک روند نزولی پایدار و قابل پیش‌بینی را آشکار ساخت که این روند کاهشی، پایه فیزیکی لازم برای استقرار مدل‌های کمی را فراهم نمود. نتایج حاصل از ماتریس همبستگی، ساختار پیچیده‌ای از روابط بین باندهای طیفی و شاخص‌های کلاسیک را نشان داد. شناسایی بلوک‌های همبستگی قوی (مانند خوشه B1, B2, B6, B7, B8) امکان بهینه‌سازی مدل با حذف داده‌های تکراری را فراهم کرد، در حالی که شاخص‌های با رفتار مستقل (مانند NDMI و NGBDI) پتانسیل بالایی برای بهبود دقت مدل‌های چندمتغیره نشان دادند. مدل رگرسیون توسعه یافته بر این پایه، کارایی قابل قبولی در پیش‌بینی عمق آب نشان داد. ارزیابی دقت مدل با استفاده از نمودار مقادیر پیش‌بینی شده در مقابل مقادیر واقعی، دقت بالا و پراکندگی کم نقاط داده حول خط برابری ۱:۱ را تأیید کرد. همچنین، بررسی فرض نرمال بودن باقیمانده‌ها نمودار توزیع احتمال، پایایی آماری مدل را تصدیق نمود، اگرچه انحراف‌های جزئی در عمق‌های حدی (کمتر از ۵ و بیشتر از ۱۰ متر) توجه به محدودیت‌های مدل در این بازه‌ها را ضروری می‌سازد. نتایج این پژوهش از یافته‌های مطالعات مشابه در زمینه کاربرد داده‌های سنجش از دور برای پایش پارامترهای کیفی و کمی آب پشتیبانی می‌کند. به طور خاص، (Wang et al., 2021) در پژوهش خود نشان دادند که تلفیق داده‌های چندطیفی Sentinel-2 با الگوریتم‌های رگرسیونی می‌تواند دقت بالایی در برآورد شفافیت آب (Secchi depth) داشته باشد. Zhang et al., (2022) موفق به توسعه مدل‌های رگرسیونی با دقت قابل قبول برای پیش‌بینی کدورت آب از داده‌های Landsat-8 شدند. مطالعه (Chen et al., 2023) نیز بر قابلیت‌های

- Hesam, M., Shaker, M., Ghorbani, K. 2025. A review emphasizing the significant role of monitoring water markets through the efficient use of remote sensing technologies. *Journal of Water and Soil Conservation*, 32 (1), 57-79.
- Hosseini, S. A., Alizadeh, K. 2024. Comparison of different regression methods in water depth estimation using Sentinel-2 satellite images. *Iranian Journal of Remote Sensing, GIS*, 16(2), 34-50. (In Farsi)
- Huang, C., Zhang, M., Liu, Y., Wang, J., Li, P., Wu, Z. 2021. A Comprehensive Review of Remote Sensing in Water Resources Management. *Journal of Hydrology*, 603, Part B, 126882.
- Huang, C., Wu, J., Li, W. 2022. Limitations of conventional water monitoring methods in agricultural applications. *Journal of Hydrology*, 612, 128234.
- Jafari, M., Mousavi, S. H. 2022. Estimation of water loss from agricultural small dam reservoirs in the absence of monitoring systems (Case study, Khorasan Razavi province). *Iranian Water Resources Research*, 18(3), 112-129. (In Farsi)
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R. 2021. *An introduction to statistical learning, With applications in R (2nd ed.)*. Springer.
- Jiang, W., He, G., Long, T., Ni, Y., Liu, H., Peng, Y., Lv, K., Wang, G. 2020. Continuous monitoring of the surface water area changes in the Yangtze River Basin using 30-m Landsat images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, (92), 102184.
- Jiang, Y., Zhang, L., Wang, X., Chen, Y., Liu, C., Li, M. (2021). A Review of Vegetation Indices for UAV-Based Crop Monitoring. *Remote Sensing*, 13(13), 2496.
- Kaviani, A., Rasouli, A., Amiri, M. 2021. Evaluation of the role of small reservoirs in agricultural drought management (Case study, Irrigation networks of Fars province). *Water and Soil Management Studies*, 12(4), 56-73. (In Farsi)
- Lee, Z., Shang, S., Du, K., Wei, J. 2021. Resolving the long-standing puzzles about the observed Secchi depth relationships. *Limnology and Oceanography*, 66(6), 2302-2317.
- Legleiter, C. J., Kyriakidis, P. C., Overstreet, B. T. 2021. Spectrally based remote sensing of river bathymetry, A review and future directions. *Earth-Science Reviews*, 218, 103627. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2021.103627>
- Li, J., Wang, S., Xu, L. 2021. Optimal water allocation in agricultural systems using reservoir monitoring data. *Agricultural Water Management*, 252, 106893.
- Li, S., Wang, J., Zhang, M., Liu, K., Zhang, H. 2022. "Monitoring water depth in irrigation ponds using Sentinel-2 imagery and machine learning." *Journal of Hydrology*, 612, 128-135. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.128135>
- Ahmad, S. K., Hossain, F., Pavelsky, T. M. 2023. Monitoring small reservoir storage with satellite remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 285, 113321.
- Asgari, A., Ghanbari, A., Mohammadi, H. 2021. Estimation of water depth in Karun 3 dam using Landsat 8 satellite images and artificial intelligence methods. *Remote Sensing and GIS in Natural Resources*, 12(2), 45-60. (In Farsi)
- Boretti, A., Rosa, L. 2019. Reassessing the projections of the World Water Development Report. *NPJ Clean Water*, 2(1), 15.
- Chai, T., Draxler, R. R. 2014. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247-1250.
- Chen, Z., Liu, X. 2023. Challenges in monitoring agricultural water reservoirs using traditional methods. *Agricultural Water Management*, 278, 108165.
- Chen, Y., Zhang, M., Liu, K. 2024. Leveraging the full spectral capacity of Sentinel-2 for water depth estimation in complex inland waters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 116, 102987.
- Donchy, G. P., Hostache, R., Chini, M. 2022. The role of remote sensing in hydrological monitoring, A comprehensive review. *Hydrology and Earth System Sciences*, 26(3), 645-678.
- ESA. 2021. Sentinel-2 User Handbook. European Space Agency.
- Feiz Abady, H., Zahiri, A., Ghorbani, K. 2025. Estimation of stored water volume in reservoir dams using satellite images and multi-variable linear regression model. *Journal of Water and Soil Conservation*, 31(4), 159-178. (In Farsi)
- Feiz Abady, H., Ghorbani, K., Zahiri, A. 2025. Monitoring time series of reservoir water surface area changes using remote sensing approaches. *Journal of Water and Soil Conservation*, 32 (2), 55-75. (In Farsi)
- Feyisa, G. L., Meilby, H., Fensholt, R., Proud, S. R. 2014. Automated Water Extraction Index, A new technique for surface water mapping using Landsat satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, (140), 23–35.
- García, L., Rodríguez, J., Martínez, A. 2020. The role of agricultural reservoirs in sustainable water management. *Agricultural Water Management*, 240, 106235.
- Gareth, J., Daniela, W., Trevor, H., Robert, T. 2021. *An introduction to statistical learning with applications in R (2nd ed.)*. Springer.
- Ghasemi, A., Zahediasl, S. 2020. Normality tests for statistical analysis, A guide for non-statisticians. *International Journal of Endocrinology and Metabolism*, 18(2), e102646. (In Farsi)

- MultiSpectral Instrument (MSI) data for water quality monitoring, A practical review. *Remote Sensing of Environment*, 258, 112418.
- Patel, R., Chhabra, A. 2023. A comparative analysis of error metrics for evaluating the performance of forecasting models in data science. *Journal of Data Science and Intelligent Systems*, 1(1), 45-56.
- Pek, J., Wong, O., Wong, A. C. M. 2023. How to address non-normality, A guide for choosing between transformation and non-parametric methods. *Psychological Methods*, *28*(1), 205-221.
- Pekel, J. F., Cottam, A., Gorelick, N. 2016. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, 540(7633), 418-422.
- Pekel, J. F., Cottam, A., Gorelick, N. 2021. Advances in global surface water monitoring using satellite remote sensing. *Nature Reviews Earth, Environment*, 2(8), 558-572.
- Razavi, S. M., Mirghafari, S. A. 2022. Feasibility of using Sentinel-2 images in estimating water depth of Shadegan wetland. *Water Science and Engineering*, 15(3), 78-92. (In Farsi)
- Rosa, L., Rulli, M. C., D'Odorico, P. 2020. Global agricultural economic water scarcity. *Science Advances*, 6(18), eaaz6031.
- Schober, P., Boer, C., Schwarte, L. A. 2021. Correlation analysis in medical research. *Anesthesia, Analgesia*, 132(2), 355-358.
- Smith, R., Wang, Y. 2023. Spectral characteristics of artificial liners in small water bodies, Implications for remote sensing applications. *Remote Sensing of Environment*, 287, 113478.
- Tofallis, C. 2022. A better measure of relative prediction accuracy for model selection and model estimation. *Journal of the Operational Research Society*, 73(4), 709-719.
- Toming, K., Kutser, T., Tuvikene, L. 2016. Mapping water quality parameters with Sentinel-2 in the Baltic Sea. *Remote Sensing*, 8(8), 640.
- Toming, K., Kutser, T., Tuvikene, L. 2021. Advances in water quality monitoring using Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 257, 112348.
- UN-Water 2021. The United Nations World Water Development Report 2021, Valuing Water. UNESCO, Paris.
- Wang, S., Li, J., Zhang, H. 2021. Estimation of water clarity in inland waters using Sentinel-2 imagery and machine learning algorithms. *Journal of Hydrology*, 603, 127-135.
- Wang, Y., Li, J., Zhou, G. 2022. Optical properties of water column and their influence on bathymetric mapping accuracy. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 185, 146-159.
- Wang, Y., Li, J., Wang, Z. 2023. Comprehensive assessment of Sentinel-2 for inland water
- Li, Z., Wang, Q., Sun, D. 2023. Evaluation of regression models for water depth estimation in complex aquatic environments. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 118, 103245.
- lv, Y., Wang, C., Li, C., Zhang, J., Zhang, Y. 2024. A novel remote sensing method to estimate pixel-wise lake water depth using dynamic water-land boundary and lakebed topography. *Remote Sensing of Environment*, 307, 114104.
- Madani, K. 2020. Iran's water crisis, Indigenous and modern solutions. *Journal of Environmental Management*, 275, 111235.
- Main-Korn, M., Pflug, B., Louis, J., Richter, R. 2017. Sen2Cor for sentinel-2. Image and Signal Processing for Remote Sensing XXIII, 10427, 1042704.
- Mishra, D. R., Ogashawara, I., Albright, A. 2021. Water quality monitoring using remote sensing. CRC Press.
- Mohammadi, M., Karimi, A., Ahmadi, Gh. 2023. Comparison of the capabilities of Landsat 8 and Sentinel-2 images in water depth modeling of Lake Urmia. *Iranian Water Resources Research*, 19(1), 112-128. (In Farsi)
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., Vining, G. G. 2021. Introduction to linear regression analysis (6th ed.). Wiley.
- Moradi, H., Fathabadi, H., Rezaei, V. 2023. Assessing the impact of automated monitoring systems on improving water efficiency in agricultural reservoirs (Case study, Lake Urmia basin). *Iranian Journal of Irrigation and Drainage*, 17(2), 451-467(In Farsi)
- Mouw, C. B., Hardman, E. E., Taber, M. A. 2022. The future of aquatic remote sensing, A perspective on the role of in situ observations in the satellite era. *Frontiers in Environmental Science*, 10, 867604.
- NASA SRTM. 2020. Shuttle Radar Topography Mission Digital Elevation Model. NASA Land Processes Distributed Active Archive Center.
- Ogashawara, I., Moreno-Madrinan, M. J., Alcantara, E. H. 2022. The role of band selection in chlorophyll-a retrieval algorithms in optically complex waters, A machine learning approach. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 115, 103098.
- Ogashawara, I., Moreno-Madriñán, M. J., Li, Y. 2023. A comparative analysis of vegetation indices for monitoring water quality in inland waters. *Remote Sensing*, 15(4), 1021.
- Pahlevan, N., Smith, B., Schalles, J., Binding, C., Cao, Z., Ma, R., Gurlin, D. 2020. Seamless retrievals of chlorophyll-a from Sentinel-2 (MSI) and Sentinel-3 (OLCI) in inland and coastal waters, A machine learning approach. *Remote Sensing of Environment*, 240, 111604.
- Pahlevan, N., Chittimalli, S. K., Balasubramanian, S. V., Vellucci, V. 2021. Sentinel-2

- Zhang, Y., Li, X., Wang, K. 2023. A robust approach for multi-temporal remote sensing analysis using spectral indices in hydrological modeling. *Journal of Hydrology*, 625, 130115.
- Zhao, Y., Feng, D., Yu, L. 2022. Empirical approaches for bathymetry estimation from Sentinel-2 imagery in inland waters. *Remote Sensing of Environment*, 272, 112956.
- resource monitoring. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 16, 1256-1272.
- Yang, X., Li, Y., Zhang, H. 2023. Improved water depth estimation using multi-spectral indices from Sentinel-2 imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 185, 146-162.
- Zhang, Y., Liu, S., Wang, X. 2022. Agricultural water storage systems as adaptation strategy to climate change. *Agricultural Water Management*, 269, 107641.



Monitoring the water depth of agricultural storage ponds using remote sensing technology: a solution for optimal water resource management (Case study: Shahroud county)

M. Shaker¹, M. Hesam², Kh. Ghorbani^{*3}, A. Hezarjaribi⁴, M. Oshani⁵

Received: 31/10/2024

Accepted: 15/12/2024

Abstract

Monitoring the water depth of agricultural ponds is crucial for the optimal management of water resources and irrigation planning, despite the implementation challenges and numerous limitations involved. This research aimed to develop a cost-effective remote sensing-based model to estimate water depth in geomembrane-lined ponds. The study utilized 190 field measurements of water depth from 14 ponds over a five-month period (from Azar 1403 to Farvardin 1404) in the Majan region (Shahroud County), along with concurrent Sentinel-2 satellite imagery. A comprehensive set of 96 independent variables (12 spectral bands and 84 spectral indices) was extracted. After data refinement, a stepwise linear regression algorithm was employed to automatically select the most effective variables and optimally model the relationship between the spectral variables and water depth. Analysis of the spectral reflectance variation curve revealed a stable decreasing trend with increasing water depth. Examination of correlation matrices uncovered distinct patterns in the relationships between the bands and spectral indices. Using stepwise regression, the final model was developed with four selected spectral indices (NGBDI, B1_7, B1_9, and B6_9). This model demonstrated appropriate accuracy and reliability, with a coefficient of correlation (R) of 0.75, a root mean square error (RMSE) of 70 cm, and a mean absolute percentage error (MAPE) of 9.41%. Statistical evaluations, including analysis of variance (ANOVA) and diagnostic plots, confirmed the model's acceptable performance. The findings affirm the effectiveness of remote sensing technology as a precise, cost-effective, efficient, and scalable tool for monitoring the water depth of agricultural ponds, aiding water resource managers in informed decision-making for agricultural water security.

Keywords: Agricultural ponds, Remote sensing, Sentinel-2 satellite, Water depth monitoring, Water resources management



¹ Ph.D. Student of Water Engineering Sciences, department of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran.

² Associated Professor, Department of water Engineering, Faculty of Water and Soil Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran.

³ Professor, Department of water Engineering, Faculty of Water and Soil Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran.

(*Corresponding Author Email Address: ghorbani.khalil@gau.ac.ir)

⁴ Associated Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Water and Soil Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran.

⁵ Assistant Professor, Economic Sciences, Expert in Economic Studies of Water and Water Resources, Member of the Secretary House of the Organizing and Management Board of Local Water Markets of the Ministry of Energy, Tehran.

نحوه ارجاع مقاله:

شاکر، م.، حسام، م.، قربانی، خ.، هزارجریبی، ا.، اوشانی، م. ۱۴۰۵. پایش عمق آب استخرهای ذخیره کشاورزی با استفاده از فناوری سنجش از دور راهکاری برای مدیریت بهینه منابع آب (مطالعه موردی: شهرستان شاهرود). نشریه هواشناسی کشاورزی، ۱۴(۱): ۳۵-۴۹. DOI: 10.22125/agmj.2025.553723.1189

Shaker, M., Hesam, M., Ghorbani, Kh., Hezarjaribi, A., Oshani, M. 2026. Monitoring the water depth of agricultural storage ponds using remote sensing technology: a solution for optimal water resource management (Case study: Shahroud county). Journal of Agricultural Meteorology, 14(1): 35-49. DOI: 10.22125/agmj.2025.553723.1189