

## Feasibility of estimating cotton water stress based on spectral indices of Landsat and Sentinel 2 satellite images

Maryam Mazidi<sup>1</sup>, Mousa Hesam<sup>\*2</sup>, Khalil Ghorbani<sup>3</sup>,  
Choghi Bairam Komaki<sup>4</sup>

1. Ph.D. Student in Irrigation and Drainage Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran. E-mail: [maryam.mazidi@gmail.com](mailto:maryam.mazidi@gmail.com)
2. Corresponding Author, Associate Prof., Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran. E-mail: [hesamm@gau.ac.ir](mailto:hesamm@gau.ac.ir)
3. Associate Prof., Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran. E-mail: [ghorbani.khalil@gmail.com](mailto:ghorbani.khalil@gmail.com)
4. Assistant Prof., Dept. of Arid Regions Management, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran. E-mail: [komaki@gau.ac.ir](mailto:komaki@gau.ac.ir)

Article Info	ABSTRACT
<b>Article type:</b> Research Full Paper	<b>Background and Objectives:</b> Water deficiency, as one of the factors of cotton crop stress, is a reaction to the changes that occur in the plant growth environment and has a negative effect on the productivity of crops, which can be well prevented with different methods of agricultural land management. Agricultural land management requires the use of sufficient data and information from different parts of agricultural land, and this way, productivity can be significantly improved.
<b>Article history:</b> Received: 02.14.2024 Revised: 04.20.2024 Accepted: 05.05.2024	<b>Materials and Methods:</b> The studied area is within the cotton lands of Shir Ali Abad and Sistani villages, a neighborhood of the functions of Engirab Agricultural Services Department, Gorgan, in the geographical coordinates of 36°52'22" to 36°52'52" north latitude and 54°21'55" to 54°20'50" east longitude. Accurate and continuous monitoring of soil moisture content, as a representative of soil moisture stress, was done with field measurements of soil moisture and other environmental parameters (air temperature, leaf surface temperature, leaf surface index and also salinity) during the growth season (late May to late October) for 5 months. After extracting spectral bands from Landsat and Sentinel 2 satellite images, spectral indices were calculated. Using the methods of multivariate linear regression (MLR) and M5 tree regression, the relationship between spectral indices as an independent variable and soil surface moisture as a dependent variable, search and finally, the optimal model by examining error evaluation criteria with the highest accuracy and the lowest resulting error became.
<b>Keywords:</b> M5 tree regression, Optical satellites, Remote sensing, Thermal indices	<b>Results:</b> The M5 tree model was more accurate than MLR in estimating cotton water stress. In Landsat satellite, the explanation coefficient increased from 0.51 to 0.79, and the error value decreased from 4.2% to 2.9%. Also, the Landsat satellite was more accurate than the Sentinel 2 satellite. Thus, in Sentinel 2, the maximum explanation coefficient was 0.46, and the error was 4.9%. In the Landsat satellite, the LST thermal index showed a great influence on water stress changes. The combination of 3 LST thermal indices, NDVI vegetation and SI2 salinity with an explanation coefficient of 0.76 and an error percentage of 3.3 provided acceptable results.

---

**Conclusion:** The effect of water stress on reflection in the infrared and thermal range<sup>+</sup> caused thermal and water indices such as LST, NMDI, NDWI and WI to have a significant effect in the step-by-step implementation of the M5 tree model. Thus, the LST thermal index in the Landsat satellite and water indices NDWI and NMDI in the Sentinel 2 satellite played a more effective role in estimating water stress. On the other hand, the lack of a thermal band in Sentinel 2 has reduced its accuracy compared to the Landsat satellite.

---

Cite this article: Mazidi, Maryam, Hesam, Mousa, Ghorbani, Khalil, Komaki, Choghi Bairam. 2024. Feasibility of estimating cotton water stress based on spectral indices of Landsat and Sentinel 2 satellite images. *Journal of Water and Soil Conservation*, 31 (2), 99-117.



© The Author(s).

DOI: [10.22069/jwsc.2024.22202.3712](https://doi.org/10.22069/jwsc.2024.22202.3712)

Publisher: Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

---



---

یافته‌ها: مدل درختی M5 نسبت به MLR از دقت بالاتری در برآورد تنش آبی پنبه برخوردار بود؛ به طوری که در ماهواره لندست ضریب تبیین را از ۰/۵۱ به ۰/۷۹، افزایش، و مقدار خطای ۴/۲ درصد به ۲/۹ درصد کاهش داد. همچنین ماهواره لندست نسبت به ماهواره سنتینل ۲ از دقت بالاتری برخوردار بود. به طوری که در سنتینل ۲ حداقل ضریب تبیین ۰/۴۶ و خطای ۴/۹ درصد به دست آمد. در ماهواره لندست شاخص حرارتی LST تأثیرپذیری زیادی از تغییرات تنش آبی نشان داد و ترکیب ۳ شاخص حرارتی LST، پوشش گیاهی NDVI و شوری SI2 با ضریب تبیین ۰/۷۶ و مقدار درصد خطای ۳/۳، نتایج قابل قبولی را ارائه نمود.

نتیجه‌گیری: تأثیر تنش آبی در بازتاب، در محدوده مادون‌قرمز و حرارتی باعث شد تا شاخص‌های حرارتی و آبی مانند LST، NMDI و NDWI در اجرای گام‌به‌گام مدل درختی M5 تأثیر قابل توجهی داشته باشد. به طوری که شاخص حرارتی LST در ماهواره لندست و شاخص‌های آبی NMDI و NDWI در ماهواره سنتینل ۲ از نقش مؤثرتری در برآورد تنش آبی برخوردار بودند. از طرفی فقدان باند حرارتی در سنتینل ۲ باعث کاهش دقت آن نسبت به ماهواره لندست شده است.

---

استناد: مزیدی، مریم، حسام، موسی، قربانی، خلیل، کمکی، چوقی بایرام (۱۴۰۳). امکان‌سنجی تخمین تنش آبی پنبه براساس شاخص‌های طیفی تصاویر ماهواره لندست و سنتینل ۲. پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، ۳۱، (۲)، ۱۱۷-۹۹.

DOI: [10.22069/jwsc.2024.22202.3712](https://doi.org/10.22069/jwsc.2024.22202.3712)



© نویسنده‌گان

ناشر: دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

خاک را به خوبی نشان می‌دهند. از طرفی در سنجنده‌های حرارتی که در ماهواره سری لندست وجود دارد، ارتباط بین میزان تغییرات دمای سطح شامل سطح خاک و سطح تاج گیاه و رطوبت خاک به خوبی ارائه می‌شود (۵) با مقایسه این سنجنده‌ها می‌توان تخمین قابل قبولی از محتوای رطوبتی خاک را به دست آوردن.

اخیراً استفاده از داده‌های سنجنده لندست و ستینل ۲ برای برنامه‌ریزی و مدیریت آب آبیاری براساس رابطه بین تنش آبی گیاه و رطوبت سطحی خاک صورت گرفته است (۶، ۷ و ۸). سنجش از دور ماهواره‌ای همچنین اطلاعات مستمری را در مورد وضعیت پوشش گیاهی از طریق شاخص‌های پوشش گیاهی فراهم می‌کند (۹ و ۱۰).

روش سنجش از دور در مطالعات پوشش گیاهی به طور گسترده مبتنی بر بازتاب طیفی محصولات است. ترکیبات ریاضی از دو یا چند باند طیفی به عنوان شاخص‌های طیفی استفاده می‌شود که برای تشخیص تنش آبی در محصولات کشاورزی کاربرد دارند. در میان شاخص‌های طیفی آب و پوشش گیاهی، شاخص آب WI (۱۱)، شاخص آبی تفاضل نرمال شده (NDWI) (۱۱ و ۱۲)، شاخص گیاهی اصلاح شده با خاک OSAVI (۱۴)، شاخص گیاهی تفاضل نرمال شده NDVI (۱۲)، شاخص گیاهی سبزی نرمال شده CWSI (۱۵) به عنوان چند مورد، به طور گسترده برای تشخیص تنش آبی در محصولات استفاده شده است که در ادامه به برخی از پژوهش‌ها اشاره خواهد شد.

در همین راستا ویسی و همکاران (۲۰۲۰) در پژوهشی به بررسی رابطه بین اندازه‌گیری میدانی رطوبت خاک در عمق مؤثر منطقه ریشه نیشکر و

## مقدمه

آگاهی از زمان، پراکندگی و میزان تنش آبی وارد آمده بر محصولات کشاورزی در فصل گرم سال به ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک کشور از جمله دلایل مهم لزوم سنجش تنش آبی گیاه است. برآورد تنش آبی و برنامه‌ریزی مناسب آبیاری براساس پاسخ گیاهان به تنش آبی در مراحل مختلف رشد بسیار مهم است (۱ و ۲). این فعالیت به طور کلاسیک براساس اندازه‌گیری در محل محتوای آب گیاهی (VWC) انجام می‌شود (۳). این فعالیت‌ها زمانبر و پرهزینه هستند و مشاهدات نقطه‌ای که معمولاً انجام می‌شوند پوشش مکانی کمی دارند که نشان‌دهنده ضعف از وضعیت کلی مزارع است (۴).

بیشتر تکنیک‌هایی که تاکنون برای اندازه‌گیری عکس العمل گیاهان به تنش‌های محیطی استفاده شده است؛ مخرب، وقت‌گیر و هزینه‌بر هستند. در این رابطه پیشرفت در فناوری‌های سنجش، متحول‌کننده روشن‌های ارزیابی تنش آبی گیاه است. نقش سنجش از دور در مدیریت زمین‌های زراعی آن است که با استفاده از محدوده‌ها و شاخص‌های طیفی مختلف، امکان شناسایی انواع تنش‌های محصولات زراعی را برای کاربران فراهم می‌کند. از این‌رو نیاز است اطلاعات لازم در ارتباط با ویژگی‌های فیزیکی محصولات و پوشش‌های گیاهی در اختیار باشد که بتوان متناسب با آن تغییراتی که در محدوده‌های طیفی متفاوت ایجاد می‌شود را تحلیل و ارزیابی نمود. از تکنیک‌های سنجش از دور برای تخمین محتوای رطوبتی خاک می‌توان به ماهواره‌های نوری و مادون‌قرمز حرارتی اشاره کرد که هر کدام ویژگی خود را دارند. در سنجنده‌های نوری مانند ماهواره‌های سری لندست و ستینل ۲، با داشتن قدرت تفکیک مکانی خوب در واحد مزرعه، به صورت چند‌طیفی بوده و ارتباط بازتاب از سطح خاک با مقدار رطوبت

استفاده از پیکسل‌های سرد و گرم. نتایج نشان می‌دهد که رابطه خوبی بین CWSI محاسبه شده و اندازه‌گیری‌های میدانی با ضریب همبستگی ۰/۸۵-۰/۴۹ برای تصاویر مختلف وجود دارد. علاوه بر این، یک رابطه منفی بین VWC و CWSI، با مقادیر همبستگی ۰/۷۸-۰/۴۲ مشاهده شد. این رابطه با ایجاد تاج نیشکر افزایش می‌یابد و با افزایش سن گیاه کاهش می‌یابد (۱۷).

همچنین مزیدی و همکاران (۲۰۲۴) در پژوهش خود تخمین تنش آبی پنبه را با استفاده از تصاویر چندطیفی ماهواره‌ای و مبتنی بر مدل درخت M5 ارزیابی نمودند. آن‌ها با پایش دقیق و مستمر رطوبت خاک به عنوان نماینده‌ای از تنش آبی گیاه، با اندازه‌گیری‌های میدانی رطوبت خاک و مقایسه با داده‌های چندطیفی تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸-۹ و ستینل ۲، رابطه بین باندها، نسبت‌های باندی و شاخص‌های طیفی (بدون شاخص‌های حرارتی) را به عنوان متغیر مستقل ارزیابی نمودند. نتایج آن‌ها نشان داد ماهواره لندست با ضریب تبیین ۰/۷ و ماهواره ستینل با ضریب تبیین ۰/۶۷ رابطه بهینه را ارائه دادند (۶).

در اکثر متون علمی، پژوهش‌گران شاخص CWSI را به عنوان یک شاخص مستقل در ارزیابی تنش آبی استفاده کردند و ارزیابی تنش آبی گیاه، صرفاً براساس شاخص‌های حرارتی و یا شاخص‌های گیاهی صورت گرفته است. ضمن این‌که کمتر مقایسه‌های بین دو ماهواره لندست و ستینل ۲ در مقیاس مزرعه در جهت بررسی رطوبت خاک به عنوان نماینده‌ای از تنش آبی گیاه صورت گرفته است.

به منظور تحلیل تصاویر ماهواره‌ای از دو رویکرد تفسیر بصری و مدل‌سازی آماری و هوشمند استفاده می‌شود. حجم زیاد داده‌های سنجش از دوری باعث شده است تا استفاده از داده‌کاوی و به کاربردن

شاخص‌های استخراج شده از بازتاب طیفی باندهای نوری/حرارتی تصاویر ماهواره‌ای چندطیفی پرداختند. در این مطالعه، آن‌ها شاخص‌های مختلفی را با استفاده از ترکیب طول موج‌های نوری و حرارتی مادون‌قرمز SM محاسبه نمودند و رابطه آن‌ها را با مقدار TDI مورد بررسی قرار دادند. نتایج آن‌ها نشان داد که شاخص‌های پوشش گیاهی بر اساس باندهای نوری ضریب تعیین خوبی را نشان نمی‌دهند. همچنین رطوبت خاک محاسبه شده با شاخص تنش آبی محصول (CWSI) و شاخص خشکی گیاهی دمایی (TVDI) روند مشابهی دارند، که نشان داد هر دو شاخص می‌توانند برای برنامه‌ریزی آبیاری استفاده شوند (۱۵).

در پژوهشی دیگر جمشیدی و همکاران (۲۰۲۰) به ارزیابی شاخص تنش آبی گیاه مرکبات با استفاده از اندازه‌گیری‌های درجا، داده‌های Landsat و Sentinel-2 پرداختند. آن‌ها با اندازه‌گیری دمای تاج درختان پرتفاصل و تحت سطوح مختلف آبیاری (۰/۱۰۰٪، ۰/۷۵٪ و ۰/۵٪ نیاز آبی محصول) تنش آبی محصول (CWSI) را تعیین نمودند. به طوری که در اندازه‌گیری تنش آبی در مزرعه با استفاده از CWSI، در سطح آبیاری ۵۰ درصد معنی‌دار بود (۱۶).

ویسی و همکاران (۲۰۱۷) نیز در پژوهشی مبنی بر تعیین شاخص تنش آبی محصول مبتنی بر ماهواره، قابلیت شاخص تنش آبی محصول (CWSI) را براساس داده‌های مادون‌قرمز حرارتی ماهواره‌ای برای تخمین تنش آبی و برنامه‌ریزی آبیاری در مزارع نیشکر مورد ارزیابی قرار دادند. آن‌ها CWSI را به سه روش مختلف محاسبه کردند: ۱) براساس روش Idso و با استفاده از دماسنجد مادون‌قرمز دستی، ۲) براساس روش ایدسو و داده‌های حرارتی فروسرخ تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸، ۳) با استفاده از روش پیشنهادی جدید برای بازیابی CWSI از تصاویر ماهواره‌ای با

هم چنین در پژوهش مزیدی و همکاران (۲۰۲۴) ارتباط بین شاخص‌های طیفی به عنوان متغیر مستقل و رطوبت خاک سطحی به عنوان متغیر وابسته، با استفاده از روش‌های رگرسیون چندمتغیره خطی و رگرسیون درخت M5 بررسی شد. با توجه به غیرخطی بودن رابطه بین رطوبت خاک با بازتاب‌های طیفی، رگرسیون چندمتغیره خطی نتایج رضایت‌بخشی را نشان نداد. با ضریب تعیین  $0.46$  و  $0.34$  به ترتیب برای ماهواره لندهست  $8-9$  و ستینل  $2$  و هم‌چنین جذر میانگین خطأ (RMSE) برابر  $0.043$  و  $0.052$  در صورتی که، رگرسیون درختی M5 نتایج قابل قبول‌تری را نشان داد، به‌طوری که با برقراری  $16$  و  $20$  رابطه رگرسیونی برای ماهواره‌های لندهست  $8-9$  و ستینل  $2$ ، رطوبت خاک را با ضریب تعیین  $0.70$  و  $0.67$  و جذر میانگین مربعات خطأ برابر  $0.033$  و  $0.038$  برآورد کرد. نتایج نشان داد که تخمین رطوبت خاک با روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین، هم‌چون مدل M5، دقت محاسبات را بالا می‌برد. در رگرسیون درخت تصمیم M5، لزوماً تعداد بالای متغیر، منجر به افزایش دقت تخمین رطوبت خاک نمی‌شود و در تعداد متغیرهای کم هم رابطه‌ای با بالاترین دقت یافت می‌شود (۶).

از این‌رو در این پژوهش جهت ارزیابی و تخمین نتش آبی گیاه در مقیاس مزرعه‌ای، با استفاده از داده‌های حاصل از تصاویر چندطیفی نوری- حرارتی حاصل از ماهواره لندهست و هم‌چنین ماهواره نوری ستینل  $2$ ، رابطه‌ای با دقت قابل قبول بین محتوای رطوبتی خاک و شاخص‌های گیاهی برقرار می‌شود. از بین الگوریتم‌های یادگیری، الگوریتم مبتنی بر رگرسیون پیش‌بینی، از جمله رگرسیون چندمتغیره خطی (MLR) استفاده می‌شود. از آنجاکه رابطه بین بازتاب طیفی و رطوبت حجمی خاک غیرخطی است، از الگوریتم‌های غیرخطی از جمله رگرسیون درخت

الگوریتم‌ها و روش‌های مختلف مدل‌سازی آن پیش‌ازپیش رایج شود. در بین روش‌های داده‌کاوی روش‌هایی وجود دارند که روابط بین داده‌ها را با فرمول‌های ساده ریاضی بیان می‌کنند که به آن‌ها روش‌های جعبه خاکستری گفته می‌شود. به‌طور مثال می‌توان به رگرسیون چندمتغیره خطی یا رگرسیون درخت تصمیم M5 اشاره کرد. این روش‌ها نقطه مقابل روش‌هایی مانند شبکه عصبی مصنوعی یا ماشین بردار پشتیبان قرار می‌گیرند که رابطه خاصی را ارائه نمی‌کنند و در اصطلاح روش‌های جعبه سیاه گفته می‌شوند.

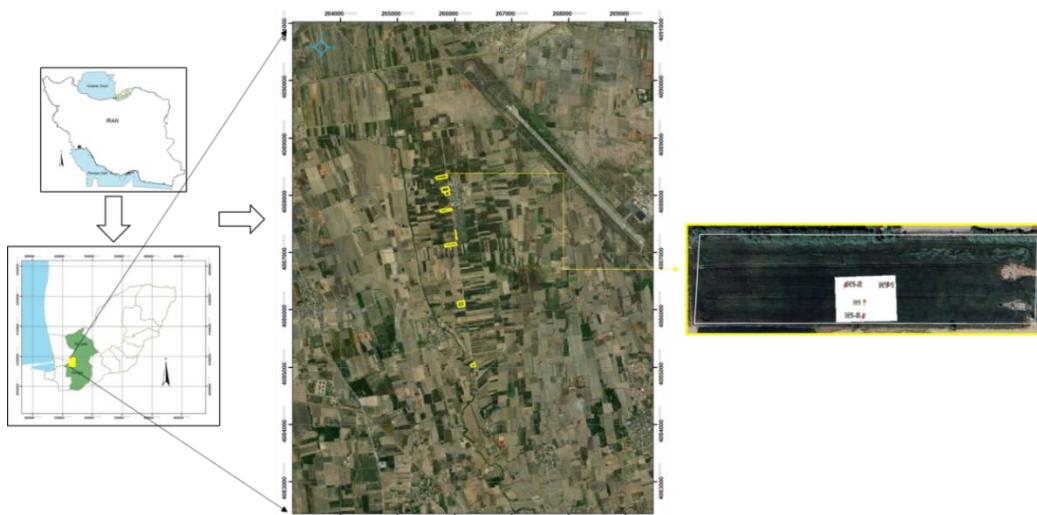
در این رابطه می‌توان به مطالعات قربانی و همکاران (۲۰۲۲)، بر روی توسعه مدل درختی M5 گام‌به‌گام برای تعیین عوامل مؤثر بر پیش‌بینی بارندگی و غلبه بر مشکل حریصانه الگوریتم آن اشاره کرد. آن‌ها با استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری به این نتیجه رسیدند که در جایی که به‌منظور پیش‌بینی بارندگی، اثر متقابل سیگنال‌ها بر وقوع بارندگی، منجر به ماهیت غیرخطی و پیچیده روابط می‌شود، مدل درخت M5 ابزاری امیدوارکننده‌ای برای مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده و شناخت مهم‌ترین متغیرها است. مدل درخت M5 از یک رویکردی حریصانه استفاده می‌کند که در آن افزایش تعداد متغیرها وجود ندارد و لزوماً افزایش تعداد متغیرها، دقت مدل را بهبود نمی‌بخشد. بنابراین مدل باید به صورت گام‌به‌گام اجرا شود (۱۸). هم‌چنین در مطالعه‌ای دیگر توسط قربانی و همکاران (۲۰۲۴)، تخمین رطوبت سطحی خاک با استفاده از تصاویر لندهست و ستینل  $2$  با استفاده از مدل درخت M5، با استفاده از شاخص‌های NDWI، NMDI و MNDWI صورت گرفت. آن‌ها نتیجه گرفتند ماهواره لندهست با میزان همبستگی  $89$  درصد میزان رطوبت خاک را با استفاده از مدل رگرسیون M5 با دقت بالاتری تخمین می‌زنند (۱۹).

۱۴ دقیقه طول شرقی از نصف‌النهار گرینویچ قرار گرفته است. منطقه موردمطالعه در محدوده شمالی استان گلستان و در اراضی کشاورزی روستاهای شیرعلی‌آباد و سیستانی محله از توابع بخش خدمات کشاورزی انجرآب شهرستان گرگان واقع در مختصات جغرافیایی "۳۶°۵۲'۵۲" تا "۳۶°۵۲'۲۲" عرض شمالی و "۵۴°۲۱'۵۵" تا "۵۴°۲۰'۵۰" طول شرقی و در طی فصل رشد محصول پنبه (بهار و تابستان ۱۴۰۱) انجام شد. منطقه موردمطالعه خشک تا نیمه‌خشک با میانگین بارندگی سالانه ۴۰۰ میلی‌متر است. موقعیت منطقه موردمطالعه در شکل ۱ ارائه شده است.

تصمیم (M5) نیز در مقایسه با روش MLR استفاده می‌شود. استفاده از روش‌های رگرسیونی جدید مبتنی بر داده‌کاوی جهت ارزیابی ترکیب شاخص‌ها می‌تواند بهترین رابطه را ارائه داده و این کار توسط مدل M5 انجام می‌شود.

## مواد و روش‌ها

**منطقه موردمطالعه:** استان گلستان که در شمال شرق کشور قرار دارد، با مساحتی معادل  $20,437/74$  کیلومترمربع معادل  $1/3$  درصد مساحت کل کشور را به خود اختصاص داده است. از منظر جغرافیایی این استان بین  $۳۶$  درجه و  $۳۸$  درجه تا  $۵۶$  درجه و  $۵۱$  درجه تا  $۵۳$  درجه و  $۵۶$  درجه تا  $۵۰$  درجه و



شکل ۱- موقعیت منطقه مطالعاتی و مزارع نمونه‌برداری.

Figure 1. Location of the study area and sampling fields.

بسیار مهمی در مدیریت منابع آب و خاک دارد. نمونه‌های خاک تا عمق ۱۰ سانتی‌متری و با مختصات معلوم به وسیله سامانه موقعیت‌یاب جهانی (GPS) موقعیت‌یابی و برداشت شدند. با توجه به ناهمگنی رطوبت در سطح مزرعه، مطابق با اندازه پیکسل‌های ماهواره لندست ( $۳۰$  متر  $\times$   $۳۰$  متر) و ستیل  $۲$  ( $۲۰$  متر  $\times$   $۲۰$  متر)، در سه گوشه از هر پیکسل،  $۳$

داده‌های میدانی: داده‌های میدانی شامل نمونه رطوبتی خاک، دمای سطح برگ و دمای محیط است که همزمان با عبور ماهواره از منطقه، در  $۸$  مزرعه در طول فصل رشد پنبه (اوایل اردیبهشت تا اوایل مهر) و جمعاً در طی  $۱۴$  روز نمونه‌برداری معادل  $112$  نمونه اندازه‌گیری شد. رطوبت حجمی خاک، به ویژه رطوبت سطحی به عنوان نماینده‌ای از وضعیت تنفس آبی نقش

نیز شامل ۱۳ باند طیفی مشتمل بر محدوده‌های مرئی، مادون‌قرمز نزدیک، لبه قرمز و طول‌موج کوتاه می‌باشد که هر ۵ روز یکبار برداشت می‌شود. این ماهواره دارای سه توان تفکیکی مکانی ۱۰، ۲۰ و ۶۰ متر است؛ به طوری که طیف مرئی و مادون‌قرمز با توان تفکیک ۱۰ متر، امواج مادون‌قرمز نزدیک، لبه قرمز و طول‌موج کوتاه با توان تفکیک ۲۰ متر و امواج مربوط به بخارآب و گردوغبار دارای توان تفکیک ۶۰ متر هستند.

**استخراج داده‌ها از تصاویر ماهواره‌ای:** ماتریس داده‌ها شامل شاخص‌های طیفی و حرارتی سنجنده مشاهداتی زمین (OLI)، سنجنده فروسرخ حرارتی (TIRS) ماهواره لنست و همچنین ماهواره ستینل (ENVI Classic)، در محیط نرم‌افزار استخراج شدند و به عنوان متغیر مستقل در نظر گرفته شدند (جدول ۱).

نقطه برداشت شد و سپس میانگین نقاط در مرکز پیکسل، به عنوان نقطه مرجع اندازه‌گیری برای مزرعه انتخاب شد. در مجموع طی ۵ ماه، ۱۴ روز، در هر روز ۸ مزرعه، و در هر مزرعه ۳ نقطه از یک پیکسل اندازه‌گیری شد. بنابراین برای هر روز اندازه‌گیری، ۸ پیکسل و ۲۴ نقطه در نظر گرفته شد که مجموعاً در طی ۱۴ روز اندازه‌گیری، ۱۱۲ پیکسل و ۳۳۶ نقطه برداشت شد.

**داده‌های ماهواره‌ای:** داده‌های ماهواره‌ای مورد استفاده در این پژوهش توسط تصویرگر زمین عملیاتی (OLI) ماهواره لنست و ماهواره ستینل ۹-۸ به دست آمد. داده‌های لنست شامل ۱۱ باند است که هر ۸ روز یکبار برداشت می‌شوند. OLI به عنوان یکی از سنجنده‌های ماهواره لنست، دارای ۹ باند طیفی در محدوده مرئی، مادون‌قرمز نزدیک، مادون‌قرمز با طول‌موج کوتاه طیف الکترومغناطیس دارای توان تفکیک ۳۰ متر است. داده‌های ستینل ۲

جدول ۱- شاخص‌های گیاهی (VIs) منتخب و فرمول محاسبه در این پژوهش.

Table 1. Selected plant indices (VIs) and calculation formula in this research.

شاخص	نام	رابطه	مرجع
NDVI	normalized difference vegetation index	(NIR-RED)/(NIR+RED)	(20)
SAVI	soil adjusted vegetation index	1.5(NIR-RED)/(NIR+RED+0.5)	(21)
EVI	Enhanced Vegetation Index	2.5(NIR-RED)/(NIR+6RED-7.5BLUE+1)	(22)
NDWI	normalized difference water index	(GREEN-NIR)/(GREEN+NIR)	(23)
NMDI	normalized multiband drough difference index	(NIR-(SWIR1-SWIR2))/(NIR+(SWIR1+SWIR2))	(24)
WI	water index	NIR/SWIR1	(25)
GVMI	Global Vegetation Moisture index	((NIR+0.1)-(SWIR+0.02))/((NIR+0.1)+(SWIR+0.02))	(26)
CWSI	crop water stress index	CWSI = $(T_s - T_{cold})/(T_{hot} - T_{cold})$	(17)
SI1	Salinity Index	(BLUE×GREEN) <sup>0.5</sup>	(27)
SI2	Salinity Index	(BLUE <sup>2</sup> +GREEN <sup>2</sup> +RED <sup>2</sup> ) <sup>0.5</sup>	(27)
SI3	Salinity Index	(BLUE <sup>2</sup> +GREEN <sup>2</sup> ) <sup>0.5</sup>	(27)
BI	Brightness index	(GREEN <sup>2</sup> +RED <sup>2</sup> ) <sup>0.5</sup>	(23)
NDSI	Normalized Difference Salinity Index	(GREEN-RED)/(GREEN+RED)	(20)

روش MLR، با افزایش تعداد متغیرها لزوماً دقت مدل افزایش نمی‌باید. به دلیل این‌که مدل‌های درخت تصمیم از الگوریتم‌هایی استفاده می‌کنند که قادر به برگشت و انتخاب متغیر دیگری نمی‌باشند. بر این اساس اگر متغیری اضافه شود، امکان دارد این متغیر در ریشه قرار گیرد و جداسازی که براساس این متغیر صورت می‌گیرد، منجر شود تا داده‌ها به خوبی جدا نشوند. بر این اساس ضرورت ایجاد می‌کند تا تمام حالات ورود متغیرها بررسی شود.

**همبستگی بین متغیرها:** پس از تشکیل ماتریس داده‌ها از طریق ایجاد رابطه همبستگی بین شاخص‌ها با یکدیگر و با رطوبت حجمی خاک، در محیط XLstat، جهت ممانعت از همپوشانی بین متغیرها و یا به عبارتی جلوگیری از پدیده تورم واریانس، ماتریس همبستگی بین متغیرهای مستقل باید تشکیل شود. وجود همبستگی متقابل بین متغیرهای مستقل، باعث می‌شود که متغیری با درجه تأثیر بالا استقلال کم‌تری داشته و متغیرهایی که با آن همبستگی بالایی دارند جایگزین شوند. بنابراین واریانسی که رگرسیون چندمتغیره ارائه می‌دهد واقعی نباشد. به زبان ساده‌تر متغیرهایی با تأثیر بالا نادیده گرفته شوند. به این ترتیب متغیرهایی که بیش از ۹۵ درصد باهم همپوشانی دارند حذف می‌شوند.

**معیارهای دقت برازش:** داده‌های رطوبتی حاصل از اندازه‌گیری مزرعه‌ای به عنوان معیار ارزیابی داده‌های حاصل از تصاویر ماهواره‌ای (شامل شاخص‌های طیفی) جهت ایجاد یک رابطه بهینه بین متغیرها، از تکنیک‌های میانگین مربعات خطأ (RMSE)، ضریب همبستگی ( $R^2$ ) و ضریب نش-ساتکلیف (NS) است. جهت ارزیابی بهره گرفته شد. RMSE مقدار انحراف داده‌های برآورد شده (حاصل از تصاویر ماهواره‌ای) از داده‌های مشاهداتی (حاصل از اندازه‌گیری میدانی) و  $R^2$ ، درصد اشتراک واریانس دو داده را می‌سنجد.

**روش‌های محاسباتی:** به منظور تخمین تنش آبی گیاه پنبه، در این مطالعه از روش‌های مختلفی برای تبدیل طیفی استفاده شده است. شاخص‌های طیفی و حرارتی با روش‌های مختلف، با استفاده از دو الگوریتم یادگیری ماشین شامل روش (MLR) و مدل (M5) برای ساخت بهترین مدل تخمین، به عنوان مبنای برای مدیریت دقیق مزرعه پنبه در منطقه شناسایی شدنند.

رگرسیون خطی چندگانه (MLR) برای تعیین یک رابطه ریاضی بین چندین متغیر تصادفی استفاده می‌شود. به عبارت دیگر، در این روش چگونگی ارتباط چندین متغیر مستقل با یک متغیر وابسته بررسی می‌شود. هنگامی که هر یک از عوامل مستقل برای پیش‌بینی متغیر وابسته تعیین شد، می‌توان از اطلاعات مربوط به متغیرهای متعدد برای ایجاد پیش‌بینی دقیق در سطح تأثیری که بر متغیر نتیجه می‌گذارد استفاده کرد. مدل رابطه‌ای را به شکل یک خط مستقیم (خطی) ایجاد می‌کند که به بهترین وجه تمام نقاط داده فردی را تخمین می‌زند. بنابراین جهت بررسی رابطه چندمتغیره بین رطوبت خاک به عنوان نماینده‌ای از تنش آبی در نقش متغیر وابسته و شاخص‌های گیاهی مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای به عنوان متغیر مستقل، وجود رابطه چندمتغیره بین آن‌ها در محیط نرم‌افزار Minitab بررسی شد.

از آن‌جاکه رابطه بین محتوا رطوبتی خاک به عنوان متغیر وابسته و شاخص‌های طیفی به عنوان متغیر مستقل، غیرخطی بوده، بنابراین در این پژوهش جهت تخمین داده، از رگرسیون غیرخطی درخت تصمیم (مدل درختی M5) در محیط نرم‌افزار Rapid Miner استفاده شد. در این روش به شیوه گام‌به‌گام، تمامی حالات رگرسیون درختی یک تا چندمتغیره مورد بررسی قرار گرفت و بهترین زیرمجموعه از متغیرهای مستقل که بهترین تخمین از تنش آبی را ارائه نمودند، مشخص شد. در مدل M5، برخلاف

جدول ۲ - معیارهای ارزیابی مدل.

Table 2. Model evaluation criteria.

معیار ارزیابی	تعریف	رابطه ریاضی
RMSE	Root Mean Square Error	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}}$
MAE	Mean Absolute Error	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n  O_i - P_i $
MAPE	Mean Absolute Percentage Error	$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left  \frac{O_i - P_i}{O_i} \right }{n} \times 100$
R <sup>2</sup>	Coefficient Of Determination	$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(P_i - \bar{P})]^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 \times \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2}$
NS	Nash-Sutcliffe coefficient	$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)^2}$

افزایش تعداد متغیرها است. در رابطه MLR، میزان همبستگی بین متغیرها دوبعدو بررسی می‌شود و رگرسیون به طرف میانگین زمانی اتفاق می‌افتد که همبستگی بین دو متغیر کامل نباشد. دقت و صحت پیش‌بینی به قوت همبستگی بستگی دارد. هرچه همبستگی بین متغیرها بالاتر باشد، به همان اندازه پیش‌بینی دقیق‌تر است و این با افزایش تعداد گام‌های مدل رخ می‌دهد.

مشاهده می‌شود که در ماهواره لنdest، با افزایش تعداد گام‌های رگرسیون تا ۸ گام توانسته ضمن افزایش ضریب تبیین مدل، میزان خطای را تا ۲۵ درصد کاهش دهد. همین نتیجه در ماهواره ستینل ۲ نیز مشاهده شد؛ به طوری که با افزایش تعداد گام‌ها به ۸ گام میزان خطای را تا ۱۱/۵ درصد کاهش یافت.

## نتایج و بحث

در این پژوهش نتایج مدل‌سازی با کمک دو مدل رگرسیونی MLR و M5 ارائه می‌شود. رگرسیون چندمتغیره خطی (MLR): نتایج رگرسیون چندمتغیره خطی به ترتیب برای ماهواره لنdest و ستینل ۲ در جدول‌های ۳ و ۴ ارائه شده است. طبق نتایج به دست آمده ملاحظه می‌شود که در هر دو ماهواره لنdest و ستینل ۲ نتایج به شرح زیر حاصل شد.

به طوری که در ماهواره لنdest، اجرای گام‌به‌گام مدل MLR تا گام هشتم مقدار تنش آبی را با ضریب تبیین ۰/۵۱ و خطای ۴/۲۱ درصد و در ماهواره ستینل ۲، تا ۸ گام مقدار تنش آبی را با ضریب تبیین ۰/۳۱۴ و خطای ۵/۴۳ درصد برآورد نمود. یکی از ویژگی‌های این مدل افزایش دقت رابطه تخمینی با

جدول ۳- نتایج رگرسیون گام به گام، مدل MLR در تخمین تنفس آبی پنه با تصویر لندست.

**Table 3. The results of step-by-step regression, MLR model in estimating cotton water stress with Landsat image.**

Step 8	Step 7	Step 6	Step 5	Step 4	Step 3	Step 2	Step 1	Variable
0.039	0.116	-0.032	-0.0058	-0.1877	-0.2111	-0.2180	0.0553	Constant
-	-	-	-	-	0.0147	0.7754	0.3245	NMDI
-3.07	1.697	2.099	1.974	1.379	1.364	0.835	-	BI
2.900	2.119	1.743	0.5103	0.4535	0.3902	-	-	SAVI
-0.0123	-0.01214	-0.00963	-0.000892	-	-	-	-	LST
-1.560	-1.034	-0.987	-	-	-	-	-	EVI
-0.414	-0.336	-	-	-	-	-	-	NDWI
4.48	-	-	-	-	-	-	-	SI2
4.21	4.24	4.34	4.45	4.80	4.80	5.09	5.62	RMSE (%)
0.510	0.506	0.481	0.451	0.358	0.361	0.279	0.119	R <sup>2</sup>

جدول ۴- نتایج رگرسیون گام به گام، مدل MLR در تخمین تنفس آبی پنه با تصویر سنتینل ۲.

**Table 4. The results of step-by-step regression, MLR model in estimating cotton water stress with Sentinel 2 image.**

Step 8	Step 7	Step 6	Step 5	Step 4	Step 3	Step 2	Step 1	Variable
-0.4750	-0.379	-0.2661	-0.334	-0.1967	-0.2074	-0.1448	0.0378	Constant
-	-	-	-	-	0.310	0.667	0.381	NMDI
-4.33	-	-	-2.21	1.331	1.086	0.537	-	SI3
1.110	0.720	0.4071	0.521	0.3127	0.199	-	-	NDVI
4.95	1.351	1.157	2.95	-	-	-	-	SI2
-0.931	-0.256	-	-	-	-	-	-	NDWI
5.43	5.58	5.68	5.66	5.77	5.75	5.82	6.14	RMSE (%)
0.314	0.267	0.233	0.248	0.209	0.223	0.195	0.928	R <sup>2</sup>

M5 با تفکیک فضای داده‌ها به ۲۱ بخش و ارائه یک رابطه رگرسیونی با ۷ متغیر برای هر بخش، توانست دقیق مدل‌سازی تنفس آبی گیاه را از ضریب تبیین (معادل ۷۱ درصد) به ضریب تبیین (۵۱٪) و (معادل ۸۹ درصد) بهبود بخشد. در ارزیابی دقیق ماهواره سنتینل ۲ نیز در برآورد تنفس آبی گیاه نتایج

رگرسیون درخت تصمیم M5: در این بخش نتایج رگرسیون درختی M5 به ترتیب برای ماهواره لندست و سنتینل ۲ در جدول‌های ۵ و ۶ ارائه شده است. طبق نتایج به دست آمده ملاحظه می‌شود که ماهواره لندست نسبت به ماهواره سنتینل ۲ نتایج قابل قبول‌تری را ارائه داد. به طوری که در ماهواره لندست، رگرسیون درختی

این نتایج مانند پژوهش‌های قربانی و همکاران (۲۰۲۲)، (۲۰۲۴) و مزیدی و همکاران (۲۰۲۴) به افزایش دقت مدل تخمین با استفاده از رگرسیون درختی مدل M5 اشاره می‌نماید. (۱۸، ۱۹ و ۲۶).

رگرسیون درختی M5، با تفکیک فضای داده‌ها به ۵ بخش و ارائه یک رابطه رگرسیونی با ۵ متغیر برای هر بخش، توانست دقت مدل‌سازی رطوبت خاک را از ضریب تبیین ۰/۰۹۳ (معادل ۳۰ درصد) به ضریب تبیین ۰/۴۶۹ (معادل ۶۸ درصد) بهبود بخشد.

جدول ۵- نتایج رگرسیون مدل درخت M5 در تخمین تنش آبی پنبه با تصویر لندست.

**Table 5. Regression results of M5 tree model in estimation of cotton water stress with Landsat image.**

Variable	Number	R <sup>2</sup>	RMSE (%)
LST	1	0.512	4.70
NDVI, SI2	2	0.664	3.70
NDVI, LST, SI2	3	0.744	3.30
GVMI, LST, CWSI, BI	4	0.761	3.10
NDVI, GVMI, LST, SI2, BI	5	0.769	3.10
NMDI, WI, LST, CWSI, SI3, NDSI	6	0.784	2.90
NMDI, WI, LST, CWSI, SI1, SI3, NDSI	7	0.789	2.90
NMDI, WI, LST, CWSI, SI2, SI3, BI, NDSI	8	0.780	3.00
NMDI, WI, LST, CWSI, SI1, SI2, SI3, BI, NDSI	9	0.778	3.00
NDWI, NMDI, WI, LST, CWSI, SI1, SI2, SI3, BI, NDSI	10	0.773	3.00
EVI, NDWI, NMDI, GVMI, WI, LST, CWSI, SI1, SI2, BI, NDSI	11	0.756	3.10

جدول ۶- نتایج رگرسیون مدل درخت M5 در تخمین تنش آبی پنبه با تصویر سنتینل ۲.

**Table 6. Regression results of M5 tree model in estimation of cotton water stress with Sentinel 2 image.**

Variable	Number	R <sup>2</sup>	RMSE (%)
NMDI	1	0.093	6.00
NDWI, WI	2	0.426	5.00
NDVI, NDWI, WI	3	0.450	4.90
NDVI, NDWI, WI, NDSI	4	0.457	4.90
NDVI, NDWI, GVMI, WI, NDSI	5	0.469	4.80
EVI, NDWI, SAVI, GVMI, SI1, BI	6	0.463	4.80
NDWI, SAVI, GVMI, WI, SI1, SI2, SI3	7	0.460	4.90
NDVI, NDWI, SAVI, NMDI, GVMI, WI, SI2, BI	8	0.443	4.90
NDVI, NDWI, SAVI, NMDI, GVMI, WI, SI2, BI, NDSI	9	0.428	4.90
NDVI, EVI, NDWI, SAVI, GVMI, WI, SI1, SI2, BI, NDSI	10	0.340	5.20
NDVI, EVI, NDWI, SAVI, GVMI, WI, SI1, SI2, SI3, BI, NDSI	11	0.340	5.20

و سنتینل ۲ در تخمین تنش آبی و مقایسه دو مدل رگرسیون چندمتغیره خطی و رگرسیون درختی M5، از سه معیار ارزیابی خطای شامل MAE، RMSE و ضریب MAPE و ضریب Nash Sutcliffe (مطابق جدول ۷) استفاده شده است. بین مقادیر پیش‌بینی شده به کمک مدل‌های رگرسیونی و مقادیر اندازه‌گیری شده رطوبتی خاک، نتایج نشان داد که مدل M5 قادر است با دقت بالاتری و با ضریب همبستگی ۸۸/۸ درصد (معادل ضریب تبیین ۷۸/۹ درصد) محتوای رطوبتی خاک را به عنوان نماینده‌ای از تنش آبی گیاه با استفاده از اطلاعات مستخرج از تصویر ماهواره‌ای لندست برآورد کند.

مدل M5 می‌تواند با جدادسازی داده‌ها به گروه‌های مجزا و ارائه یک رابطه رگرسیون چندمتغیره خطی برای هر گروه، توانایی مدل کردن رابطه غیرخطی بین داده‌ها را دارد. در این پژوهش با کدنویسی در محیط نرم‌افزار Miner Rapid، مشابه روش MLR، تمامی حالات رگرسیون درختی یک تا چندمتغیره موردنظری قرار گرفت و بهترین زیرمجموعه از متغیرهای مستقل که بهترین تخمین از تنش آبی را ارائه کردند. در مسائل رگرسیونی، افزایش تعداد متغیرها باعث پیچیدگی مدل می‌شود (۱۸).  
بررسی معیارهای ارزیابی خطای در برآورد تنش آبی پنبه: جهت ارزیابی قابلیت تصویر ماهواره‌ای لندست

جدول ۷- معیارهای ارزیابی خطای جهت مقایسه مدل‌های تخمین تنش آبی پنبه.

Table 7. Error evaluation criteria to compare cotton water stress estimation models.

Satellite	Regression Model	RMSE	MAPE	MAE	R <sup>2</sup>	NS
Landsat	MLR	0.042	31.25	0.00	0.512	0.51
	M5	0.029	17.13	0.00	0.789	0.77
Sentinel 2	MLR	0.054	29.27	0.00	0.314	0.31
	M5	0.049	27.06	0.00	0.469	0.45

دمایی محیط بر تخمین تنش آبی گیاه مؤثر هستند (۲۵). بنابراین در روش رگرسیون چندمتغیره، با مقایسه هر دو ماهواره لندست و سنتینل ۲ در مدل MLR، ماهواره لندست با میزان همبستگی ۷۱/۵۹ درصد (معادل ضریب تبیین ۰/۵۱۲)، بالاترین میزان دقت در برآورد محتوای رطوبتی خاک به عنوان نماینده تنش آبی گیاه پنبه را داشت (شکل ۲).

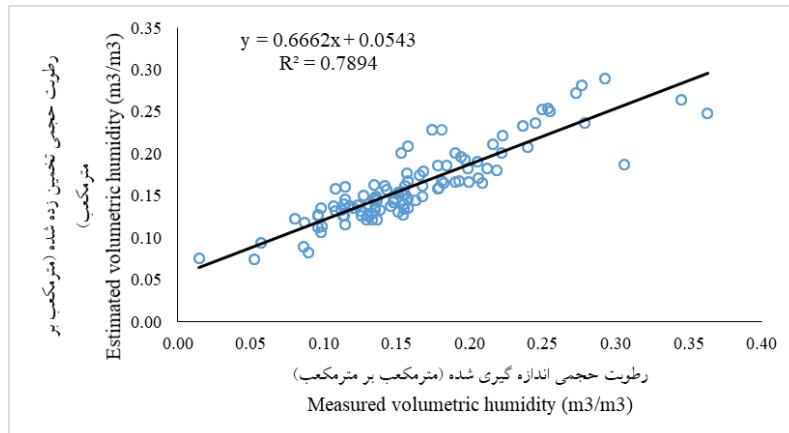
با این حال به دلیل این که رابطه بین رطوبت خاک و بازتاب‌های طیفی غیرخطی است، و مدل MLR نتایج قابل قبولی را نشان نداد، جهت بررسی رابطه غیرخطی بین متغیرهای وابسته و مستقل، به تحلیل نتایج مدل M5 بر مبنای جدادسازی داده‌ها به گروه‌های

تحلیل نتایج تخمین تنش آبی پنبه: طبق نتایج مندرج در جدول ۷، در تحلیل مدل MLR، ضمن اینکه از نتایج قابل قبولی برخوردار نبودند، ماهواره لندست میزان تنش آبی گیاه را نسبت به ماهواره سنتینل ۲، با دقت بالاتری تخمین زد. این نتایج مانند بسیاری از پژوهش‌ها مانند ویسی و همکاران (۲۰۱۷) و (۲۰۲۰) و مزیدی و همکاران (۲۰۲۴) است (۱۵، ۶ و ۱۷). در بررسی نتایج این پژوهش نیز می‌توان تأثیر شاخص‌های طیفی LST، CWSI، NMDI، WI، SI1، SI3 و NDSI را دید که این خود بیانگر این مطلب است که طبق نظر پنوئلاس و همکاران (۱۹۹۳)، علاوه بر رطوبت خاک، فاکتورهای گیاهی و

که توانسته محتوای رطوبتی خاک را با دقت بالاتری تخمین بزند و درواقع فصل متفاوت دو ماهواره لنده است و سنتیل ۲ وجود باندهای حرارتی مادون قرمز است که توانسته بر مدل تخمین محتوای رطوبتی خاک تأثیرگذار باشد.

یکی از ویژگی‌هایی که مدل M5 دارد این است که؛ با افزایش تعداد متغیر لزوماً دقت مدل بالا نمی‌رود که در این رابطه نتایج حاصل از این پژوهش مشابه پژوهش قربانی و همکاران (۲۰۲۲) و (۲۰۲۴) و مزیدی و همکاران (۲۰۲۴) به دست آمده است. این شرایط را می‌توان در مدل M5 مشاهده نمود که در صورتی که از یک تعداد متغیر بیشتر، تغییری در کاهش خطای تخمینی صورت نمی‌گیرد، بلکه حتی با افزایش تعداد متغیرهای مستقل بر مقدار خطای تخمینی افزوده می‌شود (۱۸، ۱۹ و ۶).

مجزاً و با توانایی مدل کردن رابطه غیرخطی بین داده‌ها پرداخته شده است. در تحلیل نتایج حاصل از بررسی مدل M5 در ماهواره لنده است با در نظر گرفتن مجموعه‌ای از شاخص‌های طیفی شامل SI1، CWSI، NDSI، WI، LST، SI3 همبستگی ۸۸/۸ درصد (معادل ضریب تبیین ۷۸۹/۰). این نتیجه بیانگر این مطلب است که تلفیقی از میزان شاخص‌های حرارتی و رطوبتی خاک بر تنش آبی گیاه تأثیرگذار است و پژوهش‌های ویسی و همکاران (۲۰۱۷) و (۲۰۲۰) نیز گواه این مطلب می‌باشند (۱۵ و ۱۷). در پژوهش حاضر با لحاظ شاخص‌های حرارتی حاصل از باندهای مادون قرمز حرارتی ماهواره لنده در کنار شاخص‌های رطوبتی می‌توان اظهار داشت یکی از نقاط قوت ماهواره لنده داشتن دو سنجنده باندهای چندطیفی و حرارتی است



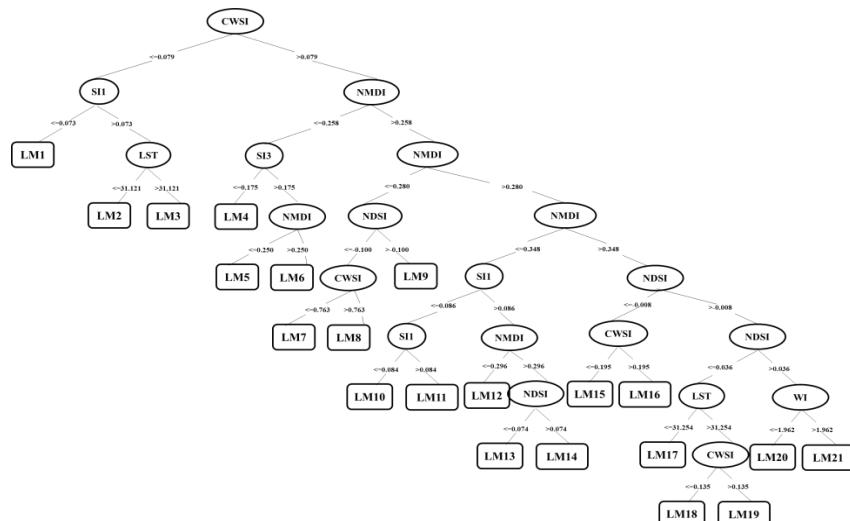
شکل ۲- برازش مقادیر برآورد شده رطوبت خاک با مدل M5 در مقابل مقادیر اندازه‌گیری شده با ماهواره لنده است.

**Figure 2. Fitting the estimated values of soil moisture with the M5 model against the values measured using the Landsat satellite.**

تأثیرگذار شاخص تنش آبی (CWSI) است. بنابراین با توجه به حداقل واریانس بین شاخص تنش آبی و محتوای رطوبتی خاک مزرعه، شاخص‌های دیگر طبقه‌بندی می‌شوند. به همین ترتیب هر زیرمجموعه با توجه به حداقل واریانس بین داده‌ها در هر مرحله تشکیل می‌شود.

نحوه تفکیک داده‌ها در ماهواره لنده است با ۲۱ زیرمجموعه و روابط رگرسیونی چندمتغیره هر یک از آنها برای تخمین تنش آبی با ۷ متغیر بهینه در نمودار درختی شکل ۳ ارائه شده است.

نمودار درختی براساس متغیرهای تأثیرگذار و واریانس متغیرهای دو به دو است. در این نمودار درختی مشاهده می‌شود که بیشترین شاخص



شکل ۳- نمودار درختی پیش‌بینی تخمین تنش آبی براساس بهترین مدل با روش رگرسیون درختی M5 ماهواره لندست.

Figure 3. Tree diagram of prediction of water stress estimation based on the best model with M5 tree regression method of Landsat satellite.

نشان‌دهنده میزان تأثیر باندهای مادون‌قرمز حرارتی و مادون‌قرمز نزدیک در تخمین میزان رطوبت خاک به عنوان نماینده‌ای از تنش آبی هستند.

۲- داده‌های حاصل از پردازش تصاویر ماهواره‌ای طبق رابطه غیرخطی مدل درختی M5، میزان محتوای رطوبتی خاک را با دقت قابل قبولی برآورد می‌کند. به طوری که در رگرسیون مدل درختی M5 برخلاف رگرسیون خطی چندمتغیره لزوماً افزایش تعداد متغیر باعث افزایش دقت مدل نشد و در تعداد کم متغیر هم به مدلی با دقت بالا حاصل شد.

۳- طبق مطالعه تطبیقی صورت گرفته در دو ماهواره لندست و سنتینل ۲، مشاهده شد که در ماهواره لندست طبق روش رگرسیون مدل درختی M5 بین رطوبت خاک اندازه‌گیری شده به عنوان متغیر وابسته و شاخص‌های گیاهی به عنوان متغیر مستقل همبستگی بالایی برخوردار است.

بنابراین برآورد دقیق تنش آبی گیاه با استفاده از داده‌های سنجش از دور ماهواره‌ای را می‌توان به عنوان ابزاری سریع، بدون هزینه و مناسب برای بهبود عملکرد کشاورزان و تصمیم‌گیرندگان با استفاده از اطلاعات مکانی در مورد وضعیت محصول و تنش

### نتیجه‌گیری کلی

عدم انجام مطالعات در مورد تنش آبی محصول پنبه با استفاده از شاخص‌های حرارتی، حاصل از سنجنده TIR ماهواره لندست، در کنار شاخص‌های طیفی با وضوح متوسط OLI ماهواره‌های لندست و سنتینل ۲ و اعتبارسنجی آنها با اندازه‌گیری‌های واقعیت زمینی برای برنامه‌ریزی آبیاری مناسب، منجر به مطالعه حاضر شد. درنهایت دقت تخمین تنش آبی با استفاده از معیارهای مختلف ارزیابی و نتایج به شرح زیر حاصل شد:

- ۱- شاخص‌های مرتبط با رطوبت خاک همچون NDWI و NMDI و شاخص‌های حرارتی همچون CWSI و LST همبستگی بالایی با رطوبت خاک دارند. یکی از نقاط قوت ماهواره لندست نسبت ماهواره سنتینل ۲ وجود سنجنده‌های حرارتی TIR در کنار شاخص‌های حاصل از باندهای چندطیفی است. در بسیاری از مطالعات صرفاً شاخص‌های رطوبتی و یا حرارتی را به عنوان شاخص‌های تأثیرگذار بر محتوای رطوبتی خاک دانستند. درصورتی که در پژوهش حاضر بهترین مدل با دقت قابل قبول تلفیقی از شاخص‌های رطوبتی و حرارتی به دست آمد که

### مشارکت نویسنده‌گان

نویسنده اول: داده‌برداری، انجام محاسبات، تهیه پیش‌نویس،  
نویسنده دوم: استاد راهنمای رساله، نظارت، اصلاح و جمع‌بندی،  
نویسنده سوم: استاد مشاور اول، تحقیق، آنالیزهای آماری، کنترل محاسبات،  
نویسنده چهارم: استاد مشاور دوم: راهبری آنالیز آماری.

آبی در نظر گرفت. تخمین تنش آبی براساس یک رابطه با بیشترین همبستگی بین شاخص‌های طیفی از جمله شاخص تنش آبی و داده‌های اندازه‌گیری برای شناسایی مکان‌های آبیاری ضعیف به منظور به حداقل رساندن عملکرد محصول استفاده می‌شود. ضمن این‌که روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین برای ردیابی تحولات تنش آبی گیاه مناسب و از توانایی بالایی برخوردار است و دقت محاسبات را بالا می‌برد. با این حال، عملکرد استراتژی‌های مختلف در میان داده‌های ماهواره‌ای مختلف متفاوت است.

### اصول اخلاقی

نویسنده‌گان اصول اخلاقی را در انجام و انتشار این اثر علمی رعایت نموده‌اند و این موضوع مورد تأیید همه آن‌ها است.

### حمایت مالی

حمایت مالی این پژوهش در قالب پژوهانه دانشجویی نویسنده اول، توسط دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان بوده است.

### تقدیر و تشکر

این پژوهش در قالب رساله دکتری در دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان صورت گرفته است.

### داده‌ها، اطلاعات و دسترسی

داده‌های این پژوهش مربوط به رساله نویسنده اول است که با مکاتبه با نویسنده مسئول قابل دسترسی است.

### تعارض منافع

در این مقاله تضاد منافع وجود ندارد و این مسأله مورد تأیید همه نویسنده‌گان است.

### منابع

- 1.Geerts, S., & Raes, D. (2009). Deficit irrigation as an on-farm strategy to maximize crop water productivity in dry areas. *Agriculture Water Manage* J. 96 (9), 1275-1284.
- 2.Mahan, J. R., Young, A. W., & Payton, P. (2012). Deficit irrigation in a production setting: canopy temperature as an adjunct to ET estimates. *Irrigation Science* J. 30 (27), 127–137.
- 3.Baret, F., Houlès, V., & Guérif, M. (2007). Quantification of plant stress using remotesensing observations and crop models: the case of nitrogen management. *Exp. Bot.* J. 58 (4), 869-880.
- 4.Jackson, R. D., Idso, S. B., Reginato, R. J., & Pinter, P. J. 1981. Canopy temperature as acropwater stress indicator. *Water Resour. Res.* J. 17 (4), 1133-1138.
- 5.Ranjbar, S., Akhoondzadeh, M., Brisco, B., Amani, M., & Hosseini, M. (2021). Soil moisture change monitoring from c and 1-band SAR interferometric phase observations. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens. J.* 14, 7179-7197. DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3096063.
- 6.Mazidi, M., Hesam, M., Ghorbani, Kh., & Komaki, Ch. B. (2024). Evaluation of Cotton Water Stress Estimation Using

- Multispectral Satellite Images Based on M5 Tree Model. *Water Research in Agriculture J.* 37 (4), 385-400. [In Persian]
7. Makaya, N. P., Mutanga, O., Kiala, Z., Dube, T., & Seutloali, K. E. (2019). Assessing the potential of Sentinel-2 MSI sensor in detecting and mapping the spatial distribution of gullies in a communal grazing landscape. *Phys. Chem. Earth Parts J.* 112, 66-74. DOI:10.1016/j.pce.2019.02.001.
8. Vanino, S., Nino, P., de Michele, C., Bolognesi, S. F., D'Urso, G., di Bene, C., Pennelli, B., Vuolo, F., Farina, R., & Pulighe, G. (2018). Capability of Sentinel-2 data for estimating maximum evapotranspiration and irrigation requirements for tomato crop in Central Italy. *Remote Sensing Environment J.* 215, 452–470. DOI:10.1016/j.rse.2018.06.035.
9. Huete, A. R. (2012). Vegetation indices, remote sensing and forest monitoring. *Geogr. Compass.* 6 (9), 513-532.
10. El Hachimi, J., El Harti, A., Ouzemou, J. E., Lhissou, R., Chakouri, M., & Jellouli, A. (2021). Assessment of the benefit of a single sentinel-2 satellite image to small crop parcels mapping. *Geocarto Int. J.* 35 (25), 1-17.
11. Zarco-Tejada, P. J., Rueda, C. A., & Ustin, S. L. (2003). Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods. *Remote Sensing of Environment J.* 85 (1), 109-124.
12. Rapaport, T., Hochberg, U., Shoshany, M., Karniel, A., & Rachmievitch, S. (2015). Combining leaf physiology, hyperspectral imaging and partial least squares-regression (PLS-R) for grapevine water status assessment. *Photogrammetry and Remote Sensing J.* 109, 88-97. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2015.09.003.
13. Rozenstein, O., Haymann, N., Kaplan, G., & Tanny, J. (2018). Estimating cotton water consumption using a time series of Sentinel-2 imagery. *Agricultural Water Management J.* 207, 44-52. DOI:10.1016/j.agwat.2018.05.017.
14. Romero, M., Luo, Y., Su, B., & Fuentes, S. (2018). Vineyard water status estimation using multispectral imagery from an UAV platform and machine learning algorithms for irrigation scheduling management. *Computers and Electronics in Agriculture J.* 147, 109-117. DOI:10.1016/j.compag.2018.02.013.
15. Veysi, Sh., Naseri, A. A., & Hamzeh, S. (2020). Relationship Between Field Measurement of Soil Moisture in the Effective Depth of Sugarcane Root Zone and Extracted Indices from Spectral Reflectance of Optical/ Thermal Bands of Multispectral Satellite Images. *Indian Society of Remote Sensing J.* DOI: 10.1007/s12524-020-01135-2.
16. Jamshidi, S., Zand-Parsa, Sh., & Niyogi, D. (2020). Assessing Crop Water Stress Index of Citrus Using In-Situ Measurements, Landsat, and Sentinel-2 Data. *Remote Sensing Int. J.* 42 (5), 1893-1916.
17. Veysi, S., Naseri, A. A., Hamzeh, S., & Bartholomeus, H. (2017). A satellite based crop water stress index for irrigation scheduling in sugarcane fields. *Agricultural Water Management J.* 189, 70–86. DOI:10.1016/j.agwat.2017.04.016.
18. Ghorbani, K., Salarijazi, M., & Ghahreman N. (2022). Developing Stepwise m5 Tree Model to Determine the Influential Factors on Rainfall Prediction and to Overcome the Greedy Problem of its Algorithm. *Water Resources Management J.* 36, 3327-3348. DOI: 10.1007/s11269-022-03203-3.
19. Ghorbani, K., Zolfaghari, P., Siahbalaei, M., Rezaei Ghaleh, L., Komaki, C. B., & Valizadeh, E. (2022). Estimating soil surface moisture by using landsat 8 and sentinel 2 satellites techniques depending on the stepwise decision tree. *Earth Science Informatics J.* 17, 1147-1160. DOI: 10.1007/s12145-023-01203-4.
20. Rouse, J. W., Hass, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains

- with ERTS, Third ERTS symposium, NASA SP-35. A20. 309-317.
21. Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment J.* 25 (3), 295-309.
22. Steven, M. D. (1998). The Sensitivity of the OSAVI Vegetation Index to Observational Parameters. *Remote Sensing Environment J.* 63 (1), 49-60.
23. GAO, B. C. (1996). NDWI a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment J.* 58 (3), 257-266.
24. Wang, L., & Qu, J. J. (2007). NMDI: A normalized multi-band drought index for monitoring soil and vegetation moisture with satellite remote sensing. *Geophysical Research Letters.* 34 (20), 57-61.
25. Penuelas, J., Filella, I., Biel, C., Serrano, L., & Save, R. (1993). The reflectance at the 950-970 mm region as an indicator of plant water status. *Remote Sensing Int. J.* 14 (10), 1887-1905.
26. Ceccato, P., Flasse, S., & Grégoire, J. M. (2002). Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: Part 2. Validation and applications. *Remote Sensing of Environment J.* 82 (2-3), 198-207.
27. Zarco-Tejada, P. J., Ustin, S. L., & Whiting, M. L. (2005). Temporal and spatial relationships between within-field yield variability in cotton and high-spatial hyperspectral remote sensing imagery. *Agronmental J.* 97 (3), 641-653.

