



A review of Remotely Sensed Data Assimilation into Crop Simulation Models

Elahe Akbari¹

1. Department of Remote sensing and Geographic Information System, Faculty of Geography and Environmental sciences, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran. E-mail: e.akbari@hsu.ac.ir

Article Info

Article type: Review Article

Article history:

Received: Apr. 6, 2023

Revised: June. 17, 2023

Accepted: June. 26, 2023

Published online: July. 23, 2023

Keywords:

Assimilate of Remote Sensing Data,
Calibration,
Crop Model,
Forcing,
Updating.

ABSTRACT

A significant course of action to planning agricultural operations and further maintaining and developing performance on a regional scale involves the accurate and timely estimation of crop yield prior to harvesting using crop growth models. Modeling dynamic changes during crop growth can assist researchers in planning crop management strategies aimed at increasing crop yield. Such models include several parameters that can be calibrated according to the characteristics of the study area. However, insufficient information on location/spatial-wise components or the lack of thereof in these models along with uncertainties in parameter values may lead to errors in the estimated outputs. In this light, remote sensing data assimilation can be useful for resolving such complications and evaluating the spatial variability of lands, particularly at the regional scale. Remote sensing can estimate values of input parameters for crop growth models such as Leaf Area Index (LAI), fCover, biomass, and soil characteristics. This review paper seeks to introduce and compare different methods of remote sensing data assimilation in crop growth models and examine their advantages and disadvantages. In addition, a literature review conducted in this field can guide the readers in selecting the appropriate crop growth model, relevant remote sensing data assimilation method, and pertinent state/control variables. The literature review indicates that with new sensors and methods in the estimation of remote sensing state/control variables such as LAI and the development and improvement of crop growth models, it is possible to improve the accuracy of crop yield estimation.

Cite this article: Akbari, E. (2023). A review of Remotely Sensed Data Assimilation into Crop Simulation Models, *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 54 (5), 753-770. <https://doi.org/10.22059/ijswr.2023.357472.669478>


© The Author(s).

Publisher: University of Tehran Press.

DOI: <https://doi.org/10.22059/ijswr.2023.357472.669478>



مروری بر داده‌گواری سنجش از دور در مدل‌های شبیه‌سازی رشد گیاه زراعی

الهه اکبری^۱ 

۱. گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده جغرافیا و علوم محیطی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران،

رایانامه: e.akbari@hsu.ac.ir

چکیده

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مروری

برآورد دقیق و به موقع عملکرد محصول قبل از برداشت و پیش‌بینی آن از طریق مدل‌های رشد محصول، برای دستیابی به برنامه‌ریزی عملیات زراعی و حفظ و توسعه عملکرد در مقیاس منطقه‌ای، از اهمیت زیادی برخوردار است. مدلسازی تغییرات پویا در هنگام رشد محصول کمک شایان توجهی به محققین می‌نماید تا راهکارهای مدیریت محصول را به منظور افزایش عملکرد آن برنامه‌ریزی کنند. این مدل‌ها حاوی پارامترهای متعددی بوده که بایستی با توجه به ویژگی‌های منطقه مورد مطالعه تنظیم شوند، از طرفی فقدان مولفه مکان در این مدل‌ها و نیز عدم قطعیت در مورد مقادیر پارامترهای آنها، منجر به بروز خطا در خروجی‌های برآورد شده می‌شود. داده‌گواری سنجش از دور می‌تواند برای حل این مشکل و ارزیابی تغییرپذیری مکانی در اراضی بویژه در مقیاس منطقه‌ای مفید باشد. سنجش از دور برای تخمین و برآورد مقادیر پارامترهای ورودی مدل‌های رشد محصول نظیر شاخص سطح برگ، سطح پوشش، زیست توده گیاه، خصوصیات خاک می‌تواند استفاده شود. در این تحقیق، روش‌های مختلف داده‌گواری سنجش از دور در مدل‌های رشد محصول معرفی، مقایسه و مزایا و معایب هر کدام بررسی می‌شود. علاوه بر این، مروری بر تحقیقاتی که در این زمینه اجرا شده می‌تواند به خوانندگان در مورد انتخاب نوع مدل رشد محصول، روش داده‌گواری سنجش از دور، متغیر حالت (کنترل) مورد استفاده کمک نماید. مطالعه تحقیقات مختلف نشان می‌دهد که با آمدن سنجنده‌ها و روش‌های جدید در برآورد متغیرهای حالت (کنترل) سنجش از دوری نظیر شاخص سطح برگ و نیز توسعه و بهبود مدل‌های رشد محصول، می‌توان دقت تخمین عملکرد محصول را بهبود بخشید.

تاریخ دریافت: ۱۷/۱/۱۴۰۲

تاریخ بازنگری: ۲۷/۳/۱۴۰۲

تاریخ پذیرش: ۵/۴/۱۴۰۲

تاریخ انتشار: ۱/۵/۱۴۰۲

واژه‌های کلیدی:

داده‌گواری سنجش از دور،

بروزرسانی،

جایگزینی،

کالیبراسیون،

مدل رشد محصول.

استناد: اکبری؛ الهه، (۱۴۰۲). مروری بر داده‌گواری سنجش از دور در مدل‌های شبیه‌سازی رشد گیاه زراعی، *مجله تحقیقات آب و خاک ایران*، ۵۴ (۵)، ۷۷۰-۷۵۳.<https://doi.org/10.22059/ijswr.2023.357472.669478>

© نویسندگان.

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: <https://doi.org/10.22059/ijswr.2023.357472.669478>

مقدمه

مدلسازی و پایش محصولات کشاورزی در راستای دستیابی به حفظ و توسعه عملکرد محصول با توجه به افزایش جمعیت جهان، از اهمیت زیادی برخوردار است (Alexandratos and Bruinsma, 2012; Wagner et al., 2020). بحران خشکسالی در سال‌های اخیر، لزوم افزایش بهره‌وری و بهینه‌سازی مصرف آب در بخش کشاورزی برای صرفه‌جویی منابع آبی محدود جهان را نیز دوچندان می‌کند (Razzaghi et al., 2017; Coudron et al., 2023). بنابراین، ارائه راهکاری جهت پایش محصولات کشاورزی، طراحی الگوی کشت پایدار برای برنامه‌ریزی کشت در سال‌های آینده، افزایش تولید با صرف میزان آب کمتر و کاهش هزینه‌ها، ضروری به نظر می‌رسد (Busetto et al., 2017). در این راستا، برآورد عملکرد محصول و پیش‌بینی آن از طریق مدل‌های فرایند مبنای^۱ رشد محصول، این امکان را فراهم می‌کند که کشاورزان براساس عملکرد مورد انتظار در مورد عملیات زراعی، نظیر، زمان و نوع کاشت، زمان و میزان کوددهی و آبیاری، برنامه‌ریزی کنند (Silvestro et al., 2017). بنابراین، با توجه به دغدغه کشور در مورد برآورد عملکرد محصول در پهنه‌های مختلف، شرایط اقلیمی و برنامه‌های متفاوت کاشت، ایجاد مدل رشد منسجم برای هر گیاه زراعی به منظور ارزیابی کارایی مدیریت‌های کاشت متفاوت و انتخاب نوع پایدارتر و به صرفه‌تر، ضروری است.

مدل‌های فرایند مبنای یک مدل ریاضی-کامپیوتری است که به منظور شبیه‌سازی رشد محصول در اراضی کشاورزی با در نظر گرفتن خصوصیات همگن از نظر خاک، آب و هوا و شیوه مدیریت کشاورزی در هر مزرعه، طراحی شده‌اند. براساس این خصوصیات، میزان تولید محصول در مکان و زمان بسیار متغیر خواهد بود و به منظور بهبود مدیریت زمین‌های کشاورزی، این تغییرات مکانی و زمانی در اراضی بایستی کمی شوند (Claverie et al., 2012). فقدان مولفه مکان در مدل‌های فرایند مبنای رشد محصول و عدم در نظر گرفتن تغییرپذیری مکانی در مزارع، چالش بزرگ این مدل‌ها محسوب می‌شود (اکبری، ۱۳۹۹). همچنین، تعیین ورودی‌های مدل برای ابعاد مکانی - زمانی موردنیاز، بسیار سخت، هزینه‌بر و زمانبر است. اغلب فرض همگنی مکانی در اراضی به بروز خطا در خروجی‌های برآورد شده در این مدل‌ها منجر می‌گردد (Launay and Guerif, 2005). بنابراین، عدم قطعیت قابل توجهی با توجه به توزیع مکانی مدیریت‌های متفاوت کشاورزی و شرایط مختلف خاک و هوا وجود دارد (Hansen and Jones, 2000; Jin et al., 2018). عدم قطعیت مربوط به مدل‌های شبیه‌سازی رشد محصول که مربوط به داده‌های ورودی و فرضیات مدلسازی است، منجر به خطای مدل و عدم قطعیت در پیش‌بینی عملکرد محصول می‌گردند (Fang et al., 2008; Lizumi et al., 2009; Niu et al., 2009; Ceglar et al., 2011; Challinor et al., 2012). علاوه بر این، رشد و عملکرد محصول تحت تاثیر عوامل تخمین زده شده متعددی از جمله اقلیم، شاخص سطح برگ^۲ (LAI) و غیره قرار دارد، که این تاثیرات منجر به اختلاف بین میزان عملکرد شبیه‌سازی شده و مقدار واقعی آن می‌شود (Wang et al., 2013). بنابراین، مدل‌های رشد محصول اغلب شرایط واقعی رشد محصول را ساده‌سازی می‌کنند (Gao et al., 2011)، این عدم قطعیت بخاطر ساختار مدل به همراه عدم قطعیت در پارامترهای اقلیم، گیاه، خاک و غیره، منجر به شبیه‌سازی همراه با خطا در رشد و عملکرد محصول می‌شود. البته عدم قطعیت در پارامترهای ورودی مولفه گیاه، عامل اصلی عدم قطعیت در مدل می‌تواند باشد (Huang et al., 2015a). در نتیجه، برآیند عدم قطعیت‌های متعدد در مدل، تجمع تدریجی خطای پیش‌بینی و در نهایت عدم دقت در خروجی مدل و برآورد غیردقیق خواهد بود و کاهش عدم قطعیت‌های موجود در مدل‌های رشد محصول ضروری به نظر می‌رسد.

جهت حل این مشکل می‌توان نسبت به داده‌گواری^۳ اقدام نمود که شامل استفاده از داده‌های مشاهده شده برای به روز رسانی متغیرهای حالت^۴ (کنترل) شبیه‌سازی شده مدل و یا برآورد پارامترهای مدل است (Hoefstloot et al., 2012). با توجه به پتانسیل سنجش از دور در جمع‌آوری داده پیوسته از سطح زمین در مناطق وسیع، داده تقریباً هم زمان با مراحل مختلف رشد محصولات کشاورزی، این قابلیت وجود دارد که با صرف هزینه و زمان کمتر نسبت به برداشت زمینی، به داده‌های موردنیاز مدل‌های رشد محصول دست یافت (Quaife et al., 2008; Wagner et al., 2020). بنابراین محققین سعی در کاهش عدم قطعیت و خطاها در برآورد عملکرد محصول، با داده‌گواری مشاهدات سنجش از دور در مدل‌های رشد دارند (Jin et al., 2017). بطوریکه عدم قطعیت ناشی از همگن در نظر گرفتن اراضی کشاورزی در مدل را تا حدی می‌توان با ایجاد داده پیوسته از سطح زمین در داده‌های سنجش از دور، برطرف نمود. سنجش از دور با ایجاد

1. Process based model
2. Leaf Area Index
3. Data assimilation
4. State variable

پارامترهای بیوفیزیکی نظیر LAI به عنوان داده‌های مشاهداتی، راه‌حلی برای کاهش خطاهای پیش‌بینی محصول، ارائه می‌دهد (Hoefsloot et al., 2012). در واقع، داده سنجنش از دور با فراهم نمودن داده‌های مشاهداتی زمینی به طور پیوسته در مراحل مختلف رشد محصول، می‌تواند در برآورد منسجم‌تر و دقیق‌تر میزان محصول در مدل‌های رشد، مفید واقع شود. این داده‌ها در استخراج پارامترهای بیوفیزیکی نظیر زیست توده یا بیوماس^۱، سطح پوشش گیاهی (FVC یا fCover) و LAI و غیره مورد استفاده قرار می‌گیرند و به عنوان متغیر مشاهداتی بصورت داده‌گذاری در مدل رشد محصول برای تنظیم نمودن آن، می‌توانند وارد شوند (Jin et al., 2018).

هر چند مقادیر پیش فرض برای پارامترهای مدل‌های رشد محصول ارائه شده‌اند، اما بسیاری از این پارامترها، وابسته به نوع رقم کشت، اقلیم، نحوه مدیریت اراضی، تراکم کشت و تنش‌های مختلف منطقه مورد نظر هستند. تنظیم نمودن مدل رشد محصول برای محل خاص و شرایط کشاورزی منطقه، می‌تواند آن را به ابزاری توانمند برای توسعه راهکارهای مدیریت آب به منظور بهبود تولید و صرفه‌جویی در مصرف آب تبدیل کند (Hsiao et al., 2009; Raes et al., 2017). برای تنظیم کردن مدل‌های فرایند مینا در مقیاس بزرگ‌تر از سطح مزرعه نیاز است تا عدم قطعیت‌های مربوط به داده‌های ورودی و کمبود اطلاعات در مورد مدیریت اراضی و نیز ساختار مدل، کاهش یابد. در این راستا، در این تحقیق به منظور بررسی پتانسیل سنجنش از دور در کاهش خطاها و عدم قطعیت پارامترهای ورودی مدل، روش‌های مختلف داده‌گذاری سنجنش از دور در مدل رشد محصول، مزایا و معایب آنها معرفی و ارزیابی شده است. بنابراین با مروری بر تحقیقات صورت گرفته، امید است تا بتوان به آشنایی بیشتر محققین در زمینه داده‌گذاری سنجنش از دور در مدل‌های رشد محصول کمک نمود. چرا که با استفاده از پتانسیل و قابلیت مدل رشد محصول و داده‌گذاری سنجنش از دور در این مدل‌ها می‌توان، به تنظیم و توسعه مدل منسجم‌تر و در نهایت، برآورد میزان عملکرد محصول نزدیک‌تر به واقعیت زمینی و توسعه مدل عملیاتی‌تر برای برنامه‌ریزی‌های مدیریتی در زمینه کشت محصول دست یافت.

مدلهای رشد محصول

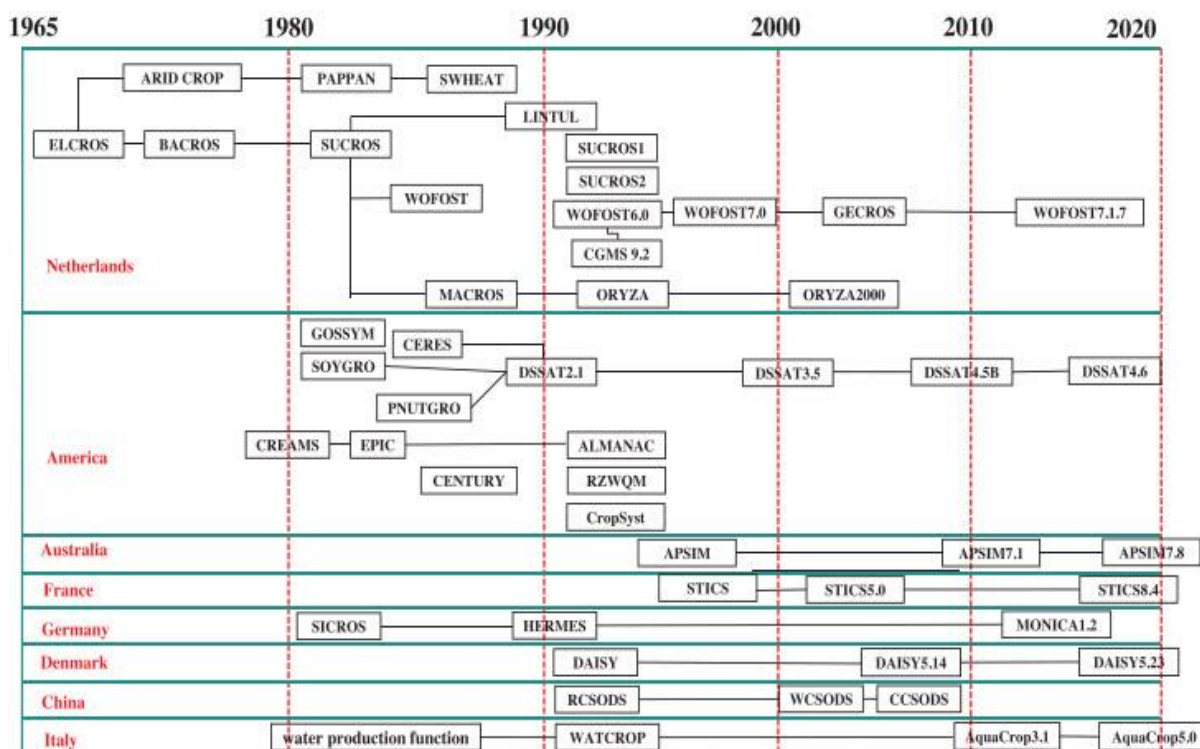
پس از نزدیک به ۴۰ سال توسعه، مدل‌های رشد محصول از شبیه‌سازی کیفی اولیه رشد محصول به شبیه‌سازی کمی رشد محصول و از شبیه‌سازی تک فرایندهای رشد فیزیولوژیکی و اکولوژیکی به شبیه‌سازی کل فرایند رشد دست یافته‌اند. در گذر زمان مدل‌های WOFOST، DSSAT، APSIM، STICS، MONICA، DAISY و Aquacrop، به روز رسانی و بهبود داده شده‌اند تا شبیه‌سازی وضعیت رشد گیاه و برآورد عملکرد محصول را بهبود دهند (Jin et al., 2018) (شکل ۱). در انتخاب مدل رشد علاوه بر هدف تحقیق، ویژگی‌های دیگر نظیر دقت مدل، پیچیدگی و انعطاف‌پذیری بایستی در نظر گرفته شود. هر چه تعداد پارامترهای ورودی مدل رشد بیشتر باشد، لزوم و نیاز به اندازه‌گیری میدانی نیز افزایش می‌یابد. حال چنانچه فرد با کمبود امکانات برای این اندازه‌گیری‌ها مواجه باشد، چاره‌ای جز استفاده از مقادیر سایر تحقیقات و یا پیش فرض مدل نیست و در نتیجه منجر به ورود عدم قطعیت به مدل خواهد شد.

مقایسه روش‌های مختلف داده‌گذاری سنجنش از دور در مدل‌های رشد محصول

در داده‌گذاری سنجنش از دور در مدل‌های رشد محصول به سه روش جایگزینی^۲، بروزرسانی^۳ و کالیبراسیون^۴، می‌توان اشاره نمود (شکل ۲). در روش جایگزینی، داده سنجنش از دور به جای داده شبیه‌سازی شده مدل رشد محصول، جایگزین می‌شود. به عبارت دیگر، متغیرهای حالت (کنترل) شبیه‌سازی شده یا داده ورودی اولیه مدل رشد محصول، با داده ورودی یا متغیرهای حالت (کنترل) تخمین زده شده با استفاده از سنجنش از دور، جایگزین می‌شوند (Dorigo et al., 2007). بر مبنای روش جایگزینی، اجرای داده‌گذاری سنجنش از دور در مدل رشد محصول، بسیار ساده است، اما بعضی محققین، آن را جزو روش‌های داده‌گذاری تلقی نمی‌کنند. به علاوه، در این روش، به جای استفاده از اطلاعات حاصل از مدل‌های رشد محصول، متغیرهای حالت (کنترل) مشاهداتی به کار می‌روند که با خطا نیز همراه هستند. داده‌های مشاهداتی سنجنش از دور، با خطاهایی همراه هستند که این خطاها در مدل‌های رشد محصول وارد می‌شوند، هنگامی که داده‌گذاری توسط روش جایگزینی انجام می‌گردد (Jin et al., 2018). در این روش که جایگزینی داده‌ها به جای متغیرهای حالت (کنترل) شبیه‌سازی شده مدل است، بدون انجام بهینه‌سازی، منجر به خطای مدل می‌شود. بنابراین، ضعف آشکار این روش، از دست رفتن اطلاعات مدل است و

1. Biomass
2. Fraction Vegetation Cover
3. Forcing
4. Updating
5. Calibration

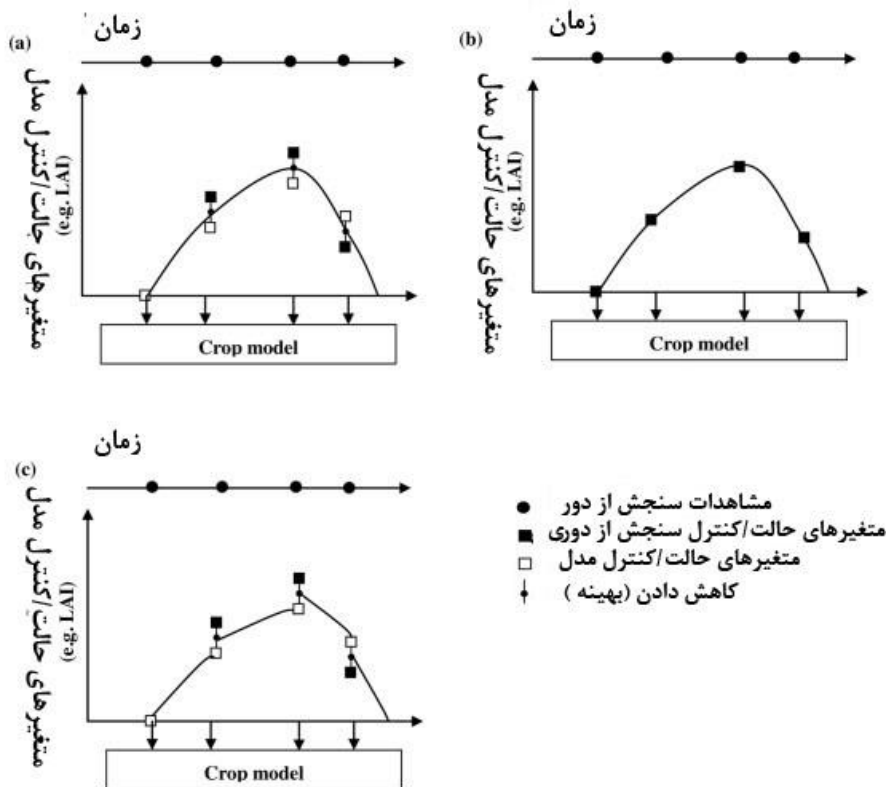
خروجی مدل عمدتاً توسط داده‌های مشاهداتی تعیین می‌شود که تحت تاثیر عدم قطعیت مشاهده شده است (Wang et al., 2013).



شکل ۱- توسعه مدل‌های رشد محصول در زمان از سال ۱۹۶۵ تا ۲۰۲۰ (برگرفته از Jin et al., 2018)

در روش کالیبراسیون، پارامترهای اولیه مدل‌های رشد محصول، براساس سازگاری و تناسب بین داده سنجش از دور و متغیرهای حالت (کنترل) شبیه‌سازی شده توسط مدل (داده شبیه‌سازی شده توسط مدل رشد محصول) به مقدار بهینه تنظیم می‌شوند. در روش بروزرسانی، به طور پیوسته و پی در پی، متغیرهای حالت (کنترل) مدل (داده شبیه‌سازی مدل رشد محصول)، هر زمان که داده مشاهداتی سنجش از دور در دسترس باشد، بروزرسانی می‌شود. این روش بر این فرض استوار است که داده مشاهداتی بهتر در روز گام نخست (t) یا روز صفر (t)، دقت داده شبیه‌سازی در روزهای آتی را افزایش خواهد داد (Dorigo et al., 2007). روش‌های کالیبراسیون و بروزرسانی، انعطاف‌پذیری بیشتری دارند و هنگامی که داده‌های سنجش از دور در فرایند داده‌گذاری استفاده می‌شوند، با به حداقل رساندن خطاهای آنها، وارد مدل رشد محصول می‌گردند. امید است که در روش کالیبراسیون، پارامترهای معرف گیاه زراعی بیشتری به مدل‌های رشد محصول ورود یابند تا دقت پیش‌بینی عملکرد محصول را بهبود دهند (Nouvellon et al., 2001). روش کالیبراسیون می‌تواند برای جبران خطاهای ساختاری و خطاهای ورودی مدل، برای انطباق بهتر نتایج با واقعیت زمینی در دوره تحت بررسی، به کار رود (Gao et al., 2011). البته در مقایسه با روش‌های جایگزینی و بروزرسانی، از لحاظ تئوری، روش کالیبراسیون بهتر است، اما مشکل اصلی این روش این است که نیاز به تعداد زیادی تکرار بهینه‌سازی دارد و در نتیجه زمان محاسبه افزایش خواهد یافت (Jin et al., 2018).

انتخاب تاریخ مناسب برای تصاویر سنجش از دور نیز عامل مهم و موثر بر دقت برآورد عملکرد محصول با استفاده از روش بروزرسانی است (Liang et al., 2013). اثر شیف‌ت فنولوژی (یعنی: اختلاف زمانی و فنولوژیکی بین مجموعه اعضای داده‌های مورد استفاده در شبیه‌سازی و داده سنجش از دور) در کاهش کارایی داده‌گذاری در روش بروزرسانی را بیان نموده‌اند و روش کالیبراسیون را با نتایج بهتری برآورد کرده‌اند (Curnel et al., 2011). چرا که مقادیر متفاوت LAI مدل‌سازی شده در مراحل مختلف توسعه مدل، بر مبنای یک مقدار مشاهداتی بروزرسانی می‌شود که این منجر به اختلال و اثر شیف‌ت فنولوژی می‌شود.



شکل ۲- ارائه مفهوم تصویری روش‌های مختلف داده‌گذاری سنجش از دور در مدل رشد محصول (a) روش کالیبراسیون، (b) روش جایگزینی و (c) روش بروزرسانی (برگرفته از Jin et al., 2018)

۴. مروری بر تحقیقات داده‌گذاری سنجش از دور در مدل رشد محصول به روش کالیبراسیون

برای ارزیابی تغییرپذیری مکانی عملکرد گیاه زراعی در مناطق وسیع، مدل‌های رشد محصول مورد نیاز است (Hansen and Jones, 2000). توسعه سریع فن‌آوری سنجش از دور، پتانسیل و قابلیت برآورد میزان کمی قابل اعتماد از خصوصیات خاک (مثل رطوبت خاک) و متغیرهای حالت (کنترل) تاج پوشش (مثل LAI، fCover، زیست توده، نیتروژن) در مقیاس‌های منطقه‌ای را ارائه می‌دهد. بسیاری از محققان، از سنجش از دور برای برآورد متغیرهای حالت (کنترل) تاج پوشش گیاه زراعی یا خصوصیات خاک در مناطق بزرگ استفاده کرده‌اند. به عنوان نمونه می‌توان از نسبت تابش فعال فتوسنتز جذب شده (FAPAR¹) (Gobron et al., 2000; Morel et al., 2014b)، شاخص سطح برگ (Abou-Ismaïl, 2004; Bouman, 1995; Fang et al., 2008; Jiang et al., 2014; Jongschaap and Schouten, 2005; Nearing et al., 2015; Yao et al., 2012)، سطح پوشش^۲ (Bouman, 1995)، زیست توده (Claverie et al., 2009; Jin et al., 2013, 2015b)، تجمع نیتروژن برگ (Huang et al., 2013)، تبخیر و تعرق (Bastiaanssen and Ali, 2003; Huang et al., 2015b; Hurtado et al., 1994)، و خصوصیات خاک مثل رطوبت خاک (Bach and Mauser, 2003; Dente et al., 2008; Ines et al., 2013; Chakrabarti et al., 2014) نام برد.

هدف از داده‌گذاری متغیرهای حالت (کنترل) تاج پوشش مدل رشد محصول و اطلاعات مختلف بدست آمده از سنجش از دور، بهینه‌سازی پارامترهای مدل‌های رشد محصول می‌باشد. در یک فرایند داده‌گذاری می‌بایست متغیرهای مشاهداتی (استخراج شده از داده‌های سنجش از دور)، متغیرهای حالت (کنترل) (از مدل رشد محصول و توصیف کننده رفتار مدل)، پارامترهای مدل (بیان کننده ارتباط بین متغیرهای مشاهداتی و حالت (کنترل)) و متغیرهای خروجی (متغیر خروجی در اکثر مدل‌های رشد محصول، عملکرد محصول است) تفکیک شوند (Delécolle et al., 1992).

1. Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation
2. canopy cover

در تحقیقات متعدد تحت عنوان کالیبراسیون مجدد^۱ و تنظیم مجدد^۲ نیز به روش کالیبراسیون پرداخته‌اند. پارامترهای اولیه مدل‌های رشد محصول، براساس سازگاری و تناسب بین داده سنجش از دور و متغیرهای حالت (کنترل) شبیه‌سازی شده توسط مدل (داده شبیه‌سازی شده توسط مدل رشد محصول) به مقدار بهینه تنظیم می‌شوند. بطوری‌که این مدل‌ها براساس مقادیر مختلف پارامترهای غیرقطعی^۳ مدل، بصورت دستی یا خودکار، تنظیم می‌شوند. تحقیقات متعددی در زمینه داده‌گواری سنجش از دور در مدل رشد محصول توسط این روش انجام شده است (جدول ۱). روش کالیبراسیون، برای کاهش اختلاف بین داده سنجش از دور و داده شبیه‌سازی شده توسط مدل رشد با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی به کار می‌رود (Jin et al., 2018). با توجه به دستیابی به نتایج بسیار خوب از طریق الگوریتم‌های هوشمند بهینه‌سازی، روش‌های کالیبراسیون مورد توجه بیشتری قرار گرفته است (Jin et al., 2016a; Jin et al., 2022).

جدول ۱. تحقیقات انجام گرفته در روش کالیبراسیون در داده‌گواری سنجش از دور در مدل‌های رشد محصول

منابع	مقیاس	هدف	مدل‌های تنظیم نمودن	تابع هدف (cost)	متغیر حالت (کنترل)	مدل‌های محصول	محصول
Clevers et al. (1994)	regional	Yield	OP	Average of absolute difference	LAI	SUCROS	چغندرقد
Guérif and Duke (2000)	local	Yield	SSA	RMSE	LAI	SUCROS-SAIL	چغندرقد
Launay and Guerif, (2005)	local	Yield	SSA	sum of the square errors	LAI	SUCROS	چغندرقد
Dente et al. (2008)	regional	Yield	MLS	sum of the square error	LAI	DSSAT	گندم
Fang et al. (2008)	regional	Yield	PCDM	4DVar	LAI	DSSAT	ذرت
Ren et al. (2009) and Ren et al. (2010)	regional	Yield	SCE-UA	sum of the square errors	LAI	EPIC	ذرت، گندم
Claverie et al. (2009)	regional	Yield	SSA	RMSE	LAI	SAFY	ذرت
Curnel et al., (2011)	local	Yield	EnKF, Unconstrained Levenberg-Marquardt algorithm	sum of the square errors	LAI	PyWOFOST	گندم
Jégo et al. (2012)	regional	Yield	SSA	sum of the square errors	LAI	STICS	ذرت
Claverie et al., (2012)	local	biomass	simplex method	RMSE	GAI	SAFY	ذرت و آفتابگردان
Wang et al., (2013)	Local/regional	Yield	SA/EnKF برای محلی (SA) و برای منطقه‌ای (EnKF)	7 Functions based on Nash-Sutcliffe efficiency coefficient	LAI	WOFOST	ذرت
Ma et al. (2013)	regional	Yield	SCE-UA	sum of the square errors	LAI	WOFOST	گندم
Wang et al. (2014)	Local/regional	Yield	PSO, SCE-UA	weighted sum of the square errors	LAI, LNA, LAI+LNA	RiceGrow	برنج
Huang et al. (2015b)	local/Regional	Yield	SCE-UA	generalized vector angle	LAI, ET	SWAP	گندم
Huang et al., (2015 b)	regional	Yield	SCE-UA	4DVar	LAI	WOFOST	گندم
Jin et al. (2015a)	local	WRT	PSO	RMSE	LAI	WOFOST	برنج
Li et al., (2015)	local	Yield, grain protein content	PSO	RMSE	canopy N accumulation	DSSAT-CERES	گندم
Dong et al., (2016)	local	Yield	SCE-UA	RMSE	GLAI	SAFY	گندم
Battude et al., (2016)	Local/regional	Yield, biomass	Global and linear heuristic MultiStart	RMSE	GAI	Proposed SAFY	ذرت

1. recalibration
2. readjusted
3. Uncertain

منابع	مقیاس	هدف	مدل‌های تنظیم نمودن	تابع هدف (cost)	متغیر حالت (کنترل)	مدل‌های محصول	محصول
Jin et al. (2016a)	local	Yield, ET	PSO	RMSE	biomass	Aquacrop	گندم
Jin et al., (2016b)	local	WP, Yield	LUT	RMSE	biomass	Aquacrop	گندم
Busetto et al., (2017)	Regional/local	Yield	simplex method	RRMSE	LAI	WARM	برنج
Silvestro et al., (2017)	Local/regional	Yield	PSO و EnKF به ترتیب برای SAFY و Aquacrop	RRMSE	fCover و LAI به ترتیب برای SAFY و Aquacrop	SAFY, Aquacrop	گندم
Jin et al., (2017)	Field/regional	Yield	PSO	RRMSE	Biomass, fCover به طور جداگانه جهت مقایسه	Aquacrop	گندم
Battude et al., (2017)	local	ETca, irrigation depth	Global and linear heuristic MultiStart	RMSE in two stages	GAI, fCover	SAFY-FAO	ذرت
Zhang et al., (2017)	regional	Yield	GA	average of error of backscattering coefficients	ear length (L_e) and Number density (N_e)	RCSM	برنج
Liao et al., (2019)	regional	Yield	SCE-UA	RMSE	GLAI	SAFY	ذرت و سویا
Zhou et al., (2019)	regional	Yield	PSO	sum of the square errors	LAI	WOFOST	برنج
Wagner et al., (2020)	local	Yield	PSO, EnKF	RMSE	fCover	Aquacrop	گندم
Jin et al., (2020)	local	Yield	PSO	RMSE	fCover	Aquacrop	ذرت
اکبری (۱۳۹۹)/2021	regional	Yield	PSO, WCA	RMSE	fCover and Biomass	Aquacrop	ذرت علوفه‌ای
Lu et al., (2021)	regional	Yield	OL	RMSE	fCover, soil moisture	Aquacrop	ذرت
Jin et al., (2022)	regional	Yield	SCE-UA, PSO	R^2	LAI, NDVI	ChinaAgrosys	گندم
Ma et al., (2022a)	local	Yield	SP-UCI	RMSE	LAI	SAFY	گندم
Wang et al., (2022)	local	Yield	Genetic algorithm	RMSE	LAI	CERES-Maize	ذرت

اختصارات:

LNA ·ETca ·FAPAR ·WRT ·WP ·LUT ·ENKF ·OP ·SSA ·MLS ·LSM ·PCDM ·SCE-UA ·PSO· GA ·SA ·leaf nitrogen accumulation · actual Evapotranspiration ·fraction of absorbed photosynthetically active radiation ·dry weight of rice roots ·Water Productivity ·Look up table ·Ensemble Kalman Filter ·optimization procedure ·simplex search algorithm ·maximum likelihood solution ·least square method · Powell's conjugate direction method ·Shuffled Complex Evolution-University of Arizona·particle swarm optimization ·Genetic Algorithm · Simulated annealing ·Water Accounting Rice Model (WARM), Agricultural Production Systems sIMulator (APSIM), World FOod STUDIES (WOFOST), decision support system for agrotechnology transfer (DSSAT), Simulateur multIdisciplinaire pour les Cultures Standard (STICS), Crop Environment Resource Synthesis (CERES), Soil Water Atmosphere Plant (SWAP), Simple and Universal Crop growth Simulator (SUCROS), Environmental Policy Integrated Climate (EPIC), Simple Algorithm For Yield (SAFY), Rice Canopy Scattering Model (RCSM), Water Cycle Algorithm (WCA), University of California, Irvine (SP-UCI), Mean Absolute Deviation (MAD), opening loop (OL),

تاکنون در ایران تحقیقات آزمایشی/تجربی با تیمارهای مختلف و مدل‌های مختلف رشد محصول اجرا شده است. در زمینه داده‌گذاری سنجش از دور در مدل رشد محصول، تحقیقات بسیار اندکی در ایران اجرا شده، بطوری که آنها از روش جایگزینی استفاده نموده‌اند. از جمله این تحقیقات می‌توان به مختاری و همکاران (۱۳۹۱) و صدوقی و همکاران (۱۳۹۵)، مدل^۱ VSM در گیاه برنج، بادیه‌نشین و همکاران (۱۳۹۳)، مدل SWAP در گیاه ذرت علوفه‌ای، Vazifedoust و همکاران (۲۰۰۹)، مدل SWAP در گیاه گندم، Mokhtari و همکاران (۲۰۱۸)، مدل SWAP در گیاهان گندم و جو اشاره کرد. علاوه بر این، به منظور شبیه‌سازی مراحل رشد گیاه ذرت، گندم، جو، کلزا، برنج، زعفران و غیره در شرایط و تیمارهای مختلف آبیاری توسط مدل Aquacrop، فقط تحقیقات تجربی / آزمایشی انجام شده است. این تحقیقات را پژوهشگرانی نظیر اروونه و عباسی (۱۳۹۳)، خوش روش و همکاران (۱۳۹۴)، ذبیحی و همکاران (۱۳۹۴)، سالمی و همکاران (۱۳۹۴)،

Mirsafi, Hassanli et al. (2016), Tavakoli et al. (2015), Ahmadi et al. (2015), Amiri et al. (2014), Andarzian et al. (2011) et al. (2016) و Razzaghi et al. (2017) به انجام رسانده‌اند. محققین، به کارایی این مدل در شرایط محیطی ایران دست یافته‌اند. برخی از محققین اذعان نموده‌اند که تنش شوری خاک و آب و نیز استرس آبی بر رشد و عملکرد محصول حائز اهمیت است که در مدل در نظر گرفته نشده است (Andarzian et al., 2011; Hassanli et al., 2016). البته این امر در نسخه جدید مدل AquaCrop لحاظ شده است. علاوه بر این، در مطالعه‌ای برای تنظیم نمودن مقادیر پارامترهای مدل به استفاده از مقادیر محلی^۱ به جای مقادیر پیش فرض مدل تاکید شده است (Tavakoli et al., 2015). بنابراین، اهمیت تنظیم پارامترهای مدل براساس شرایط محلی به جای استفاده از مقادیر پیش فرض مدل و یا میانگین مقادیر تحقیقات دیگر در شرایط مشابه در دنیا، توسط این محققین هم ارزیابی و تاکید شده است. در ایران، اکبری (۱۳۹۹) و جعفری صیادی (۱۴۰۰) در رساله‌های دکتری خود در زمینه داده‌گواری سنجش از دور در مدل AquaCrop به روش کالیبراسیون به ترتیب در گیاه ذرت علوفه‌ای و برنج، به تحقیق پرداختند، اما در دنیا در روش کالیبراسیون در مدل AquaCrop می‌توان به تحقیقاتی نظیر (Panday (2014), Trombetta et al. (2016), Kim and Kaluarachchi (2015), Jin et al. (2016a), Jin et al. (2016b), Jin et al. (2017), Silvestro et al. (2017), Wagner et al., (2020), Jin et al., (2020) اشاره کرد. با توجه به انعطاف پذیری و سادگی مدل AquaCrop، و نیز زمان بر بودن روش کالیبراسیون، بهتر است در تحقیقات داده‌گواری سنجش از دور در مدل‌های رشد محصول به روش کالیبراسیون، از این مدل بیشتر استفاده شود.

مروری بر تحقیقات داده‌گواری سنجش از دور در مدل رشد محصول به روش جایگزینی

داده‌های سنجش از دور به طور مستقیم به جای داده‌های موردنیاز مدل رشد محصول جایگزین می‌شود (جدول ۲)، بنابراین این امکان باید وجود داشته باشد تا بتوان از طریق سنجش از دور برای زمان‌های موردنیاز مدل مانند روزانه، ماهانه یا هفتگی، داده تولید نمود. معمولاً برای رفع کسری یا وقفه^۲ در فواصل زمانی که داده سنجش از دور موجود نیست، از روش‌های درونیابی خطی، آنالیز فوریه و تبدیل موجک استفاده می‌کنند. در جدول ۲، تعدادی از تحقیقات انجام شده در روش جایگزینی در داده‌گواری سنجش از دور در مدل‌های رشد محصول اشاره شده است، در این بخش از تحقیقات داده‌گواری سنجش از دور در مدل‌های رشد محصول، تحقیقات بسیاری انجام شده است که از حوصله این مقاله خارج است.

جدول ۲- تحقیقات انجام شده در روش جایگزینی در داده‌گواری سنجش از دور در مدل‌های رشد محصول

منبع	هدف	متغیر حالت (کنترل)	مدل محصول	محصول
(1988) Mass	AGB, LAI	LAI	Maize model	ذرت
Bouman(1995)	Yield	LAI	SUCROS	گندم، چغندر قند
Huang et al. (2001)	Yield	LAI	ORYZAI	برنج
Clevers et al. (2002)	Yield	LAI	ROTASK 1.5	گندم
Schneider (2003)	AGB, LAI	LAI	PROMET-V	گیاه
Duchemin et al. (2003)	ET	LAI	STICS	گندم
Abou-Ismaïl (2004)	Yield	LAI	ORYZAI	برنج
Jongschaap and Schouten (2005)	Yield	زمان گلدهی	ROTASK	گندم
Jongschaap (2006)	LAI, AGN	LAI, AGN	ROTASK	سیب زمینی
Hadria et al. (2006)	LAI	LAI	STICS	گندم
Thorp et al. (2010)	AGB, ET	LAI	DSSAT	گندم
Morel et al. (2012)	Yield	LAI	MOSICAS	چغندر قند
Tripathy et al. (2013)	Yield	LAI	WOFOST	گندم
Morel et al. (2014a)	Yield	FAPAR	MOSICAS	نیشکر
Yao et al. (2015)	Yield	LAI	RS-P-YEC	ذرت
Abi Saab et al. (2021)	Biomass, yiled	fCover	AquaCrop	گندم
Ma et al. (2022 b)	Biomass	WUE	AquaCrop	پنبه

اختصارات:

AGB, AGN, ET, FAPAR, WUE: aboveground biomass, aboveground nitrogen, crop transpiration, fraction of absorbed photosynthetically active radiation, water use efficiency.

1. Local
2. gap

مروری بر تحقیقات داده‌گواری سنجش از دور در مدل رشد محصول به روش بروزرسانی

تاریخ داده سنجش از دور مورد استفاده در روش بروزرسانی، عامل مهمی است که بر دقت تخمین و شبیه‌سازی مقادیر خروجی مدل تاثیر می‌گذارد. بنابراین اثر شیفت فنولوژیکی بر کارایی داده‌گواری سنجش از دور در مدل رشد محصول به روش بروزرسانی موثر است (Curnel et al., 2013; Liang et al., 2011). جدول ۳، تحقیقاتی که تاکنون از این روش در داده‌گواری سنجش از دور در مدل‌های رشد محصول استفاده کرده‌اند را نشان می‌دهد. همانطور که در جدول ۳ نیز مشخص است، در تحقیقات داده‌گواری سنجش از دور در مدل رشد محصول به روش بروزرسانی، از روش EnKF بیشتر استفاده شده است. اما در مورد انتخاب نوع مدل رشد محصول، نمی‌توان به جمع‌بندی در مورد برتری مدل دست یافت، با توجه به داده در دسترس، آشنایی با مدل و ورودی‌های آن، انعطاف‌پذیری و سادگی مدل، زمان محاسبه و غیره، مدل خاصی در هر تحقیقی انتخاب شده است.

جدول ۳. تحقیقات در روش بروزرسانی در داده‌گواری سنجش از دور در مدل‌های رشد محصول

منبع	هدف	روش بروزرسانی	متغیر حالت (کنترل)	مدل محصول	محصول
Maas (1988)	AGB, LAI	Secant	LAI	Maize model	ذرت
Clevers et al. (1994)	Yield	CRSP	LAI	SUCROS	چغندرقد
Bach and Mauser (2003)	Yield, SM	4DVar	SM	ROMET-V+GeoSAIL	ذرت
Dente et al. (2008)	Yield	4DVar	LAI	DSSAT	گندم
Hadria et al. (2006)	LAI	SRA	LAI	STICS	گندم
De Wit and Van Diepen (2007)	Yield	EnKF	SM	WOFOST	گندم، ذرت
Bolten et al. (2010)	SM	EnKF	SM	Palmer	گندم
Curnel et al. (2011)	LAI	EnKF	LAI	WOFOST	گندم
Wu et al. (2011)	Yield	EnKF	LAI	WOFOST	گندم
Li et al. (2011)	LAI	EnKF	NDVI	DSSAT	گندم
Nearing et al. (2012)	Yield	EnKF	LAI	DSSAT	گندم
Zhao et al. (2013)	Yield	EnKF	LAI	WOFOST	ذرت
Wang et al. (2013)	Yield	EnKF	LAI	WOFOST	ذرت
Huang et al. (2013)	Yield	EnSRF	LAI, LNA	WheatGrow	گندم
Ines et al. (2013)	Yield	EnKF	LAI, SM	DSSAT	ذرت
Dong et al. (2013)	LAI	4DVar, EnKF	LAI	DSSAT+PROSAIL	گندم
Chakrabarti et al. (2014)	Yield	EnKF	SM	DSSAT	گندم
Jiang et al. (2014)	Yield	POD4DVar	LAI	DSSAT	گندم
Li et al. (2014)	Yield	EnKF	LAI	WOFOST-HYDRUS-1D	ذرت
Liu et al. (2014)	Yield	EnKF	LAI	WOFOST	گندم
Trépos et al., (2020)	Yield	EnKF	LAI	SUNFLO	آفتابگردان
Tewes et al., (2020)	Yield	EnKF	LAI	SIMPLACE	گندم
Wu et al., (2021)	Yield	VW-4DEnSRF	LAI	WOFOST	گندم
Zhang et al. (2021)	Yield	Bayasian	fCover	Aquacrop	گندم
Peng et al., (2021)	Yield	EnKF	LAI	SAFY	ذرت
Beyene et al., (2022)	Yield	EnKF	LAI	WOFOST	گندم
Xu et al., (2022)	Yield	EnKF	LAI	WOFOST	گندم
Cui et al., (2022)	Yield	EnKF	FVC	AquaCrop	ذرت
Zhou et al., (2022)	Yield	EnKF	GPP	WOFOST	گندم
Kivi et al., (2022)	Yield	EnKF	رطوبت خاک	APSIM	ذرت و سویا
Zare et al., (2022)	Yield	PF	LAI	PILOTE	گندم
Lu et al. (2022)	Yield	Bayasian	fCover, soil moisture	Aquacrop	ذرت
Coudron et al. (2023)	Yield	Bayasian	fCover	Aquacrop	سبزیجات
Kivi et al., (2023)	Yield	EnKF, GEF	soil moisture	APSIM	ذرت و سویا
Fattori and Marin (2023)	Yield	EnKF	LAI	DSSAT, WOFOST	چغندرقد
Orlova and Linker (2023)	Yield	PF	fCover	Aquacrop	ذرت و گوجه فرنگی

اختصارات:

CRSP, SRA, EnKF, EnSRF, 4DVar, POD4DVar, LNA, SM, SIMPLACE, GPP, VW-4DEnSRF, GEF: controlled random search procedure,

simple research algorithm, ensemble Kalman filter, ensemble square root filter, four-dimensional variational data assimilation, proper orthogonal decomposition technique into 4DVar, leaf nitrogen accumulation, soil moisture, Scientific Impact Assessment and Modelling Platform for Advanced Crop and Ecosystem Management, Gross primary production, variable time window and four-dimensional extension, generalized ensemble filter.

نتیجه‌گیری

از آنجاییکه تخمین به موقع و دقیق رشد محصول و وضعیت و عملکرد محصول قبل از برداشت برای امکان تصمیم‌گیری مدیریت مزرعه بسیار مهم است، در این تحقیق در مورد روش‌های مختلف داده‌گذاری سنجش از دور در مدل‌های رشد محصول و تخمین عملکرد محصول در مقیاس منطقه‌ای بحث شد. علاوه بر این مزایا و معایب سه روش داده‌گذاری سنجش از دور در مدل‌های رشد محصول (روش کالیبراسیون، روش جایگزینی و روش بروز رسانی) ذکر گردید. با توجه به نوع داده‌های در دسترس، نوع مدل رشد محصول، زمان محاسبه، شیفت یا عدم شیفت فنولوژیکی داده‌های مورد استفاده در شبیه‌سازی مدل با داده‌های سنجش از دور، موجود بودن داده سنجش از دور در زمان‌های مهم و حیاتی رشد محصول برای شبیه‌سازی دقیق‌تر فرآیند رشد گیاه و توانایی کاربر در برنامه‌نویسی و مدل‌سازی شبیه‌سازی فرآیند رشد محصول، می‌توان در مورد روش داده‌گذاری سنجش از دور در مدل رشد محصول تصمیم‌گیری کرد.

در انتخاب مدل رشد محصول علاوه بر هدف تحقیق، ویژگی‌های دیگر نظیر دقت مدل، پیچیدگی و انعطاف‌پذیری بایستی در نظر گرفته شود. هر چه تعداد پارامترهای ورودی مدل رشد بیشتر باشد، لزوم و نیاز به اندازه‌گیری میدانی نیز افزایش می‌یابد. حال چنانچه فرد با کمبود امکانات برای این اندازه‌گیری‌ها مواجه باشد، چاره‌ای جز استفاده از مقادیر سایر تحقیقات و یا پیش فرض مدل نیست و در نتیجه منجر به ورود عدم قطعیت به مدل خواهد شد. ضعف آشکار روش جایگزینی که با جایگزینی داده‌ها به طور مستقیم به جای متغیرهای حالت (کنترل) شبیه‌سازی شده مدل انجام می‌شود، از دست رفتن اطلاعات مدل است و خروجی مدل عمدتاً توسط داده‌های مشاهداتی تعیین می‌شود که تحت تاثیر عدم قطعیت مشاهده شده است. ضعف دیگر این روش این است که در فواصل زمانی که داده سنجش از دور موجود نیست، از روش‌های درون‌یابی خطی، آنالیز فوریه و تبدیل موجک برای تخمین داده سنجش از دور استفاده می‌شود که با عدم قطعیت همراه است. روش‌های کالیبراسیون و بروز رسانی، این ضعف را تا حدودی رفع کرده‌اند، بطوریکه وقتی داده‌های سنجش از دور در فرآیند داده‌گذاری استفاده می‌شوند، با به حداقل رساندن خطاهای آنها، وارد مدل رشد محصول می‌گردند. در مقایسه با روش‌های جایگزینی و بروز رسانی، از لحاظ تئوری، روش کالیبراسیون بهتر است، اما مشکل اصلی این روش این است که نیاز به تعداد زیادی تکرار بهینه‌سازی دارد و در نتیجه زمان محاسبه افزایش خواهد یافت. اما در سال‌های اخیر با توجه به دستیابی به نتایج بسیار خوب از طریق الگوریتم‌های هوشمند بهینه‌سازی، روش‌های کالیبراسیون مورد توجه بیشتری قرار گرفته است. تاریخ داده سنجش از دور مورد استفاده در روش بروز رسانی، عامل مهمی است که بر دقت تخمین و شبیه‌سازی مقادیر خروجی مدل تاثیر می‌گذارد. بنابراین اثر شیفت فنولوژیکی بر کاهش کارایی داده‌گذاری سنجش از دور در مدل رشد محصول به روش بروز رسانی موثر است و روش کالیبراسیون با نتایج بهتری برآورد شده است.

با توسعه سریع داده‌های سنجش از دور با وضوح مکانی و زمانی بالا به عنوان مثال Sentinel، GeoEye-1 و Huanjing-1 با وضوح زمانی به ترتیب ۲/۶، ۵ و ۲ روز و وضوح مکانی ۱/۶۵، ۱۰ و ۳۰ متر، می‌توان برای بهبود بیشتر شبیه‌سازی دینامیکی سری‌های زمانی مدل‌های رشد محصول و سپس افزایش دقت شبیه‌سازی متغیرهای حالت (کنترل) تاج پوشش و خواص خاک در مدل‌های محصول استفاده کرد. داده‌های سنجش از دور فراطیفی می‌توانند اطلاعات طیفی بیشتر برای بهبود دقت تخمین تاج پوشش و خصوصیات خاک را در مقیاس مزرعه با ترکیبی از ویژگی‌های طیفی و شاخص‌های طیفی، ارائه دهند. با آمدن داده‌های سنجش از دور رایگان و یا کم هزینه در دسترس نظیر Sentinel، امکان بهبود دقت برآورد عملکرد محصول از طریق مدل‌های رشد محصول افزایش می‌یابد. علاوه بر این، بهبود بیشتر دقت برآورد متغیرهای حالت (کنترل) تاج پوشش و خواص خاک با ورود پهپاد و توسعه سریع حسگرهای قابل حمل همه کاره، سبک و کم هزینه، می‌توان برای تامین بیشتر داده‌های سنجش از دور با وضوح مکانی و زمانی بالا برای مدل‌های رشد محصول در مقیاس‌های میدانی استفاده کرد. بنابراین استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند و روش‌های نوری فیزیکی، سوال مهمی برای ادغام پهپاد و حسگرهای قابل حمل برای بهبود دقت برآورد متغیرهای حالت (کنترل) تاج پوشش و خواص خاک است.

در حال حاضر، بسیاری از مدل‌های رشد محصول، توانایی شبیه‌سازی عملکرد محصول را تحت شرایط محیطی و تنش‌های مختلف بهبود بخشیده‌اند. تاکنون از مدل‌های رشد محصول برای تجزیه و تحلیل مکانیسم واکنش محصولات زراعی به تغییرات شدید محیطی مانند دمای بالا، آسیب سرمازدگی، آسیب یخ زدگی، باد گرم و خشک و سیل استفاده شده است. هر یک از مدل‌های محصول دارای نقاط قوت متفاوتی هستند که نحوه مقایسه مدل‌های مختلف رشد محصول و ترکیب مزیت‌های مدل‌های مختلف برای بهبود ارزش عملی آنها



یک سوال و تحقیق کلیدی است. علاوه بر این، نحوه کالیبراسیون و اعتبارسنجی پارامترهای مدل‌های رشد محصول بر اساس روش‌های حساسیت و الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند نیز مدنظر و مهم است که منجر به توسعه و پیشرفت مدل‌ها در آینده است.

"هیچ‌گونه تعارض منافع بین نویسندگان وجود ندارد"

منابع

- اروانه، حجت‌اله و فریبرز عباسی (۱۳۹۳). واسنجی و صحت‌سنجی مدل Aquacrop برای کلزا در شرایط مزرعه. پژوهش آب ایران، ۸(۱۴)، ۹-۱۷.
- اکبری، الهه (۱۳۹۹). اسیملیت داده‌های سنجنش از دور در مدل شبیه‌سازی گیاه زراعی برای برآورد عملکرد محصول، رساله دکتری رشته سنجنش از دور و GIS گرایش سنجنش از دور، دانشگاه تهران، دانشکده جغرافیا، گروه سنجنش از دور و GIS، استادان راهنما، دکتر علی درویشی بلورانی و دکتر نجمه نیسانی سامانی.
- بادیه نشین علیرضا، نوری حمیده، و وظیفه دوست مجید. (۱۳۹۳). بهبود برآورد عملکرد محصول در مدل شبیه‌سازی SWAP با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای. تحقیقات آب و خاک ایران، دوره ۴۵، شماره ۴، ۳۷۹-۳۸۸.
- جعفری صیادی، فاطمه. (۱۴۰۰). برآورد عملکرد برنج با استفاده از الگوریتم‌های ادغام تصاویر ماهواره‌ای و مدل Aquacrop. رساله دکتری. دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری.
- خوش روش، مجتبی، قدمی فیروزآبادی، علی، شیرازی، پویا و نجفی مود، محمدحسین (۱۳۹۴). شبیه‌سازی واکنش گیاه پنبه به تنش خشکی و شوری با استفاده از مدل Aquacrop. فصلنامه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب. ۶(۲۱). ۱۷۸ - ۱۶۶.
- ذبیحی، ابوالفضل، عبدالله درزی نفت‌چالی، مجتبی خوش روش. (۱۳۹۴). عملکرد برنج تحت مدیریت‌های زهکشی سطحی و زیرزمینی و ارزیابی مدل آکوآکراپ. فصلنامه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب. ۵(۲۰). ۱۶۱ - ۱۴۹.
- سالمی، حمیدرضا، اندرزبان، بهرام و سارا گوانجی، (۱۳۹۴). بهینه‌سازی مصرف آب و عملکرد برنج در شرایط تنش خشکی (مطالعه موردی: شبکه آبیاری نکوآباد - اصفهان)، مجله تحقیقات مهندسی کشاورزی، ۱۶(۲). ۴۰ - ۲۵.
- صدوقی، لیلا، همایی، مهدی، نوروزی، علی اکبر، اسدی کپورچال، صفورا. (۱۳۹۵). برآورد عملکرد برنج با استفاده از مدل VSM و تصاویر ماهواره‌ای در استان گیلان. تحقیقات غلات، ۶(۳). ۴۱۰-۳۹۷.
- مختاری، شیدا، پیرمردیان، نادر، وظیفه دوست، مجید، و دواتگر، ناصر. (۱۳۹۱). افزایش دقت برآورد منطقه‌ای عملکرد برنج با ارتقای قدرت تفکیک مکانی داده‌های ماهواره‌ای شاخص سطح برگ در مدل گیاهی VSM. تحقیقات غلات، ۲(۳). ۲۲۱-۲۰۹.

REFERENCES

- Abi Saab, M. T., El Alam, R., Jomaa, I., Skaf, S., Fahed, S., Albrizio, R., & Todorovic, M. (2021). Coupling remote sensing data and Aquacrop model for simulation of winter wheat growth under rainfed and irrigated conditions in a Mediterranean environment. *Agronomy*, 11(11), 2265.
- Abou-Ismaïl, O., (2004). Rice yield estimation by integrating remote sensing with rice growth simulation model. *Pedosphere* 14, 519-526.
- Ahmadi, S.H., Mosallaeepour, E., Kamgar-Haghighi, A.A. & Sepaskhah, A.R., (2015). Modeling maize yield and soil water content with AquaCrop under full and deficit irrigation managements. *Water Resources Management*, 29(8), 2837-2853.
- Akbari, E., (2020). Assimilation of remote sensing data in crop growth model for yield estimation. *Thesis of PhD. Degree of remote sensing and GIS*, remote sensing. University of Tehran. Geography faculty. Remote sensing and GIS group. Supervisor professor: Ali darvishi bolourani and Najme neisani samani. (in persian).
- Alexandratos, N., & Bruinsma, J. (2012). World Agriculture Towards 2030 / 2050: The 2012 Revision. Report.
- Amiri, E., Rezaei, M., Eyshi Rezaei, E. & Bannayan, M. (2014). Evaluation of Ceres-Rice, Aquacrop and Oryza 2000 models in simulation of rice yield response to different irrigation and nitrogen management strategies. *Journal of Plant Nutrition*. 37(11): 1749-1769.
- Andarzian, B., Bannayan, M., Steduto, P., Mazraeh, H., Barati, M.E., Barati, M.A. & Rahnema, A., (2011). Validation and testing of the AquaCrop model under full and deficit irrigated wheat production in Iran. *Agricultural Water Management*, 100(1), 1-8.
- Arvaneh, H., & Abbasi, F., (2014). Calibration and validation of the AquaCrop model for canola in the field. *Iranian water research journal*. 8(14). 9-17. (in persian).

- Bach, H., & Mauser, W., (2003). Methods and examples for remote sensing data assimilation in land surface process modeling. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote sensing*, 41, 1629–1637.
- Badiheshin, A., Noory, H., & Vazifedoust, M. (2014). Improving Crop Yield Estimation through SWAP Model Using Satellite Data. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 45(4), 379-388. doi: 10.22059/ijswr.2014.52590. (in persian).
- Bastiaanssen, W.G., & Ali, S., (2003). A new crop yield forecasting model based on satellite measurements applied across the Indus Basin, Pakistan. *Agriculture, Ecosystem and Environmental journal*. 94, 321–340.
- Battude, M., Al Bitar, A., Morin, D., Cros, J., Huc, M., Sicre, C.M., Le Dantec, V. & Demarez, V. (2016). Estimating maize biomass and yield over large areas using high spatial and temporal resolution Sentinel-2 like remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 184, 668-681.
- Battude, M., Al Bitar, A., Brut, A., Talleg, T., Huc, M., Cros, J., Weber, J.J., Lhuissier, L., Simonneaux, V. & Demarez, V. (2017). Modeling water needs and total irrigation depths of maize crop in the south west of France using high spatial and temporal resolution satellite imagery. *Agricultural Water Management*, 189, 123-136.
- Beyene, A. N., Zeng, H., Wu, B., Zhu, L., Gebremicael, T. G., Zhang, M., & Bezabh, T. (2022). Coupling remote sensing and crop growth model to estimate national wheat yield in Ethiopia. *Big Earth Data*, 6(1), 18-35.
- Bolten, J.D., Crow, W.T., Zhan, X., Jackson, T.J., & Reynolds, C.A., (2010). Evaluating the utility of remotely sensed soil moisture retrievals for operational agricultural drought monitoring. *IEEE JSTAR* 3(1), 57–66.
- Bouman, B., (1995). Crop modelling and remote sensing for yield prediction. *NJAS Wageningen Journal Life Science*. 43, 143–161.
- Busetto, L., Casteleyn, S., Granell, C., Pepe, M., Barbieri, M., Campos-Taberner, M., Casa, R., Collivignarelli, F., Confalonieri, R., Crema, A., García-Haro, F.J., Gatti, L., Gitas, I. Z., Gonz´alez-P´erez, A., Grau-Muedra, G., Guarneri, T., Holecz, F., Katsantonis, D., Minakou, C., Miralles, I., Movedi, E., Nutini, F., Pagani, V., Palombo, A., Di Paola, F., Pascucci, S., Pignatti, S., Stroppiana, D., Rampini, A., Ranghetti, L., Ricciardelli, E., Romano, F., Stavrakoudis, D. G., Viggiano M., & Boschetti, M., (2017). Downstream services for rice crop monitoring in Europe: From regional to local scale. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(12), 5423-5441.
- Ceglar, A., Crepinsek, Z., Kajfez-Bogataj, L., & Pogacar, T., (2011). The simulation of phenological development in dynamic crop model. The Bayesian comparison of different methods. *Agricultural and Forest Meteorology* 151, 101–115.
- Chakrabarti, S., Bongiovanni, T., Judge, J., Zotarelli, L., & Bayer, C., (2014). Assimilation of SMOS soil moisture for quantifying drought impacts on crop yield in agricultural regions. *IEEE JSTAR* 7, 3867–3879.
- Challinor, A.J., Smith, M.S., & Thornton, P., (2012). Use of agro-climate ensembles for quantifying uncertainty and informing adaptation. *Agricultural and Forest Meteorology* 170, 2–7.
- Claverie, M., Demarez, V., Duchemin, B., Hagolle, O., Keravec, P., Marciel, B., Ceschia, E., Dejoux, J.F. & Dedieu, G. (2009). Spatialization of crop leaf area index and biomass by combining a simple crop model SAFY and high spatial and temporal resolutions remote sensing data. In Geoscience and Remote Sensing Symposium, 12-17 July 2009 Cape Town, South Africa *IEEE International, IGARSS*. 3, pp. III-478. IEEE.
- Claverie, M., Demarez, V., Duchemin, B., Hagolle, O., Ducrot, D., Marais-Sicre, C., Dejoux, J.F., Huc, M., Keravec, P., Béziat, P. & Fieuzal, R. (2012). Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 124, 844-857.
- Clevers, J. G. P. W., Büker, C., Van Leeuwen, H. J. C., & Bouman, B. A. M. (1994). A framework for monitoring crop growth by combining directional and spectral remote sensing information. *Remote sensing of environment*, 50(2), 161-170.
- Clevers, J., Vonder, O. W., Jongschaap, R. E. E., Desprats, J. F., King, C., Prevot, L., & Bruguier, N. (2002). Using SPOT data for calibrating a wheat growth model under Mediterranean conditions. *Agronomie*, 22(6), 687-694. doi: 10.1051/agro:2002038.
- Coudron, W., De Frenne, P., Verheyen, K., Gobin, A., Boeckeaert, C., De Cuyper, T., Lootens, P., Pollet, S. and De Swaef, T., (2023). Usefulness of cultivar-level calibration of AquaCrop for vegetables depends on the crop and data availability. *Frontiers in Plant Science*, 14.
- Cui, Y., Liu, S., Li, X., Geng, H., Xie, Y., & He, Y. (2022). Estimating Maize Yield in the Black Soil Region of Northeast China Using Land Surface Data Assimilation: Integrating a Crop Model and Remote Sensing. *Frontiers in Plant Science*, 2073.
- Curnel, Y., de Wit, A. J., Duveiller, G., & Defourny, P. (2011). Potential performances of remotely sensed LAI assimilation in WOFOST model based on an OSS Experiment. *Agricultural and forest meteorology*, 151(12), 1843-1855.
- De Wit, A.D., & Van Diepen, C., (2007). Crop model data assimilation with the Ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts. *Agricultural and Forest Meteorology*. 146(1-2), 38–56.
- Delécolle, R., Maas, S. J., Guérif, M., & Baret, F. (1992). Remote sensing and crop production models: present trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 47(2-3), 145-161. doi: http://dx.doi.org/10.1016/0924-2716(92)90030-D.
- Dente, L., Satalino, G., Mattia, F., & Rinaldi, M. (2008). Assimilation of leaf area index derived from ASAR and MERIS data into CERES-Wheat model to map wheat yield. *Remote sensing of Environment*, 112(4), 1395-1407.



- Dong, Y., Zhao, C., Yang, G., Chen, L., Wang, J., & Feng, H., (2013). Integrating a very fast simulated annealing optimization algorithm for crop leaf area index variational assimilation. *Mathematical and Computer Modelling*. 58(3-4), 877-885.
- Dong, T., Liu, J., Qian, B., Zhao, T., Jing, Q., Geng, X., Wang, J., Huffman, T. & Shang, J., (2016). Estimating winter wheat biomass by assimilating leaf area index derived from fusion of Landsat-8 and MODIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 49, 63-74.
- Dorigo, W. A., Zurita-Milla, R., de Wit, A. J., Brazile, J., Singh, R., & Schaepman, M. E. (2007). A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 9(2), 165-193.
- Fang, H., Liang, S., Hoogenboom, G., Teasdale, J., & Cavigelli, M. (2008). Corn-yield estimation through assimilation of remotely sensed data into the CSM-CERES-Maize model. *International Journal of Remote Sensing*, 29(10), 3011-3032.
- Fattori Jr, I. M., & Marin, F. R. (2023). Assessing the influence of crop model structure on the performance of data assimilation for sugarcane. *Computers and Electronics in Agriculture*, 209, 107848.
- Gao, C., Wang, H., Weng, E.S., Lakshmiarahan, S., Zhang, Y.F., & Luo, Y.Q., (2011). Assimilation of multiple data sets with the ensemble Kalman filter to improve forecasts of forest carbon dynamics. *Ecological Application* 21 (5), 1461-1473.
- Gobron, N., Pinty, B., Verstraete, M.M., & Widlowski, J.L., (2000). Advanced vegetation indices optimized for upcoming sensors: design, performance, and applications. *IEEE Transcation, Geoscience and Remote sensing*. 38, 2489-2505.
- Guerif, M., & Duke, C., (2000). Adjustment procedures of a crop model to the site specific characteristics of soil and crop using remote sensing data assimilation. *Agriculture, ecosystems & environment*. 81(1), 57-69.
- Hadria, R., Duchemin, B.I., Lahrouni, A., Khabba, S., Er Raki, S., Dedieu, G., Chehbouni, A., & Olioso, A., (2006). Monitoring of irrigated wheat in a semi-arid climate using crop modelling and remote sensing data: impact of satellite revisit time frequency. *International Journal of Remote Sensing*. 27(6), 1093-1117.
- Hansen, J. W. & Jones, J. W. (2000). Scaling-up crop models for climate variability applications. *Agricultural Systems*, 65(1), 43-72. doi: 10.1016/s0308-521x(00)00025-1.
- Hassanli, M., Ebrahimian, H., Mohammadi, E., Rahimi, A. & Shokouhi, A., (2016). Simulating maize yields when irrigating with saline water, using the AquaCrop, SALTMED, and SWAP models. *Agricultural Water Management*, 176, 91-99.
- Hoefsloot, P., Ines, A. V., van Dam, J., Duveiller, G., Kayitakire, F., & Hansen, J. (2012). Combining crop models and remote sensing for yield prediction: Concepts, applications and challenges for heterogeneous smallholder environments. *Report of CCFAS-JRC Workshop at Joint Research Centre, Ispra, Italy, June 13-14, 2012. Joint Research Center Technical Report. Luxembourg: Publications Office of the European Union.*
- Hsiao, T. C., Heng, L., Steduto, P., Rojas-Lara, B., Raes, D., & Fereres, E. (2009). AquaCrop—the FAO crop model to simulate yield response to water: III. Parameterization and testing for maize. *Agronomy Journal*, 101(3), 448-459.
- Huang, Y., Zhu, Y., Li, W., Cao, W., & Tian, Y., (2013). Assimilating remotely sensed information with the wheat grow model based on the ensemble square root filter for improving regional wheat yield forecasts. *Plant Produce Sciences*. 16, 352-364.
- Huang, J., Tian, L., Liang, S., Ma, H., Becker-Reshef, I., Huang, Y., Su, W., Zhang, X., Zhu, D. & Wu, W., (2015a). Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 204, 106-121.
- Huang, J., Ma, H., Su, W., Zhang, X., Huang, Y., Fan, J., & Wu, W., (2015b). Jointly assimilating MODIS LAI and ET products into the SWAP model for winter wheat yield estimation. *IEEE JSTAR* 8, 4060-4071.
- Hurtado, E., Artigao, M., & Caselles, V., (1994). Estimating Maize (*Zea mays*) cvapo-transpiration from NOAA-AVHRR thermal data in the Albacete area, Spain. *International Journal of Remote Sensing*. 15, 2023-2037.
- Ines, A.V., Das, N.N., Hansen, J.W. & Njoku, E.G., (2013). Assimilation of remotely sensed soil moisture and vegetation with a crop simulation model for maize yield prediction. *Remote Sensing of Environment*, 138, 149-164.
- Jafari sayadi, F., (2021). Estimation of rice yield using satellite image integration algorithms and AquaCrop model. *Thesis of PhD. Sari University of Agricultural Sciences and Natural Resources*. Supervisor professor: Mohammad ali Gholami sefid kohi. (in persian).
- Jégo, G., Pattey, E., & Liu, J. (2012). Using Leaf Area Index, retrieved from optical imagery, in the STICS crop model for predicting yield and biomass of field crops. *Field crops research*, 131, 63-74.
- Jiang, Z., Chen, Z., Chen, J., Liu, J., Ren, J., Li, Z., Sun, L., & Li, H., (2014). Application of crop model data assimilation with a particle filter for estimating regional winter wheat yields. *IEEE JSTAR* 7, 4422-4431.
- Jin, X.L., Diao, W.Y., Xiao, C.H., Wang, F.Y., Chen, B., Wang, K.R., & Li, S.K., (2013). Estimation of wheat agronomic parameters using new spectral indices. *PLoS One* 8, e72736.
- Jin, M., Liu, X., Wu, L., & Liu, M. (2015a). An improved assimilation method with stress factors incorporated in the WOFOST model for the efficient assessment of heavy metal stress levels in rice. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 41, 118-129.
- Jin, X.L., Yang, G.J., Xu, X.G., Yang, H., Feng, H., Li, Z.H., Shen, J.X., Lan, Y.B., & Zhao, C.J., (2015b). Combined

- multi-temporal optical and radar parameters for estimating LAI and biomass in winter wheat using HJ and RADARSAR-2 data. *Remote Sensing*, 7, 13251–13272.
- Jin, X., Kumar, L., Li, Z., Xu, X., Yang, G. & Wang, J., (2016a). Estimation of winter wheat biomass and yield by combining the AquaCrop model and field hyperspectral data. *Remote Sensing*, 8(12), p.972. 1-15. doi:10.3390/rs8120972.
- Jin, X., Yang, G., Li, Z., Xu, X., Wang, J. & Lan, Y., (2016b). Estimation of water productivity in winter wheat using the AquaCrop model with field hyperspectral data. *Precision Agriculture*, 1-17.
- Jin, X., Li, Z., Yang, G., Yang, H., Feng, H., Xu, X., Wang, J., Li, X. & Luo, J., (2017). Winter wheat yield estimation based on multi-source medium resolution optical and radar imaging data and the AquaCrop model using the particle swarm optimization algorithm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 126, 24-37.
- Jin, X., Kumar, L., Li, Z., Feng, H., Xu, X., Yang, G., & Wang, J. (2018). A review of data assimilation of remote sensing and crop models. *European Journal of Agronomy*, 92, 141-152.
- Jin, X., Li, Z., Feng, H., Ren, Z., & Li, S. (2020). Estimation of maize yield by assimilating biomass and canopy cover derived from hyperspectral data into the AquaCrop model. *Agricultural Water Management*, 227, 105846.
- Jin, N., Tao, B., Ren, W., He, L., Zhang, D., Wang, D., & Yu, Q. (2022). Assimilating remote sensing data into a crop model improves winter wheat yield estimation based on regional irrigation data. *Agricultural Water Management*, 266, 107583.
- Jongschaap, R.E., & Schouten, L.S., (2005). Predicting wheat production at regional scale by integration of remote sensing data with a simulation model. *Agronomy for Sustainable Development*. 25, 481–489.
- khoshraresh, M., Ghadamifiroozabadi, A., Shirazi, P., & Najafimood, M. (2015). Cotton Response Simulation to Dry and Salinity Stress by using of AquaCrop Model. *Irrigation and Water Engineering*, 6(21), 166-179. (in persian).
- Kim, D., & Kaluarachchi, J. (2015). Validating FAO AquaCrop using Landsat images and regional crop information. *Agricultural Water Management*, 149, 143-155.
- Kivi, M., Vergopolan, N., & Dokoochaki, H. (2022). A comprehensive assessment of in situ and remote sensing soil moisture data assimilation in the APSIM model for improving agricultural forecasting across the US Midwest. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 1-33.
- Kivi, M., Vergopolan, N., & Dokoochaki, H. (2023). A comprehensive assessment of in situ and remote sensing soil moisture data assimilation in the APSIM model for improving agricultural forecasting across the US Midwest. *HESS*, 27(5), 1173–1199. <https://doi.org/10.5194/hess-27-1173-2023>.
- Launay, M., & Guerif, M. (2005). Assimilating remote sensing data into a crop model to improve predictive performance for spatial applications. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 111(1-4), 321-339. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.agee.2005.06.005>.
- Li, R., Li, C.J., Dong, Y.Y., Feng, L., Wang, J.H., Yang, X.D., & Pan, Y.C., (2011). Assimilation of remote sensing and crop model for LAI estimation based on ensemble Kalman Filter. *Agricultural sciences in China*. 10(10), 1595–1602.
- Li, Y., Zhou, G.Q., Zhou, J., Zhang, G.F., Chen, C., & Wang, J., (2014). Assimilating remote sensing information into a coupled hydrology-crop growth model to estimate regional maize yield in arid regions. *Ecological modelling*. 291, 15–27.
- Li, Z., Jin, X., Zhao, C., Wang, J., Xu, X., Yang, G., Li, C. & Shen, J., (2015). Estimating wheat yield and quality by coupling the DSSAT-CERES model and proximal remote sensing. *European Journal of Agronomy*, 71, 53-62.
- Liang, S., Li, X., Xie, X., (2013). Land Surface Observation, Modeling and Data Assimilation World Scientific. World scientific publishing company. 1st edition.
- Liao, C., Wang, J., Dong, T., Shang, J., Liu, J., & Song, Y. (2019). Using spatio-temporal fusion of Landsat-8 and MODIS data to derive phenology, biomass and yield estimates for corn and soybean. *Science of The Total Environment*, 650, 1707-1721.
- Liu, C., Gao, W., Liu, P., & Sun, Z., (2014). Assimilation of remote sensing data into crop growth model to improve the estimation of regional winter wheat yield, *SPIE optical engineering + applications. In Remote Sensing and Modeling of Ecosystems for Sustainability XI*. 9221. 10-18. SPIE.
- Lizumi, T., Yokozawa, M., & Nishimori, M., (2009). Parameter estimation and uncertainty analysis of a large-scale crop model for paddy rice: Application of a Bayesian approach. *Agricultural and Forest Meteorology* 149 (2), 333–348.
- Lu, Y., Chibarabada, T. P., Ziliani, M. G., Onema, J. M. K., McCabe, M. F., & Sheffield, J. (2021). Assimilation of soil moisture and canopy cover data improves maize simulation using an under-calibrated crop model. *Agricultural Water Management*, 252, 106884.
- Lu, Y., Wei, C., McCabe, M. F., & Sheffield, J. (2022). Multi-variable assimilation into a modified AquaCrop model for improved maize simulation without management or crop phenology information. *Agricultural Water Management*, 266, 107576. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2022.107576>.
- Ma, G., Huang, J., Wu, W., Fan, J., Zou, J. & Wu, S., (2013). Assimilation of MODIS-LAI into the WOFOST model for forecasting regional winter wheat yield. *Mathematical and Computer Modelling*, 58(3), 634-643.
- Ma, C., Liu, M., Ding, F., Li, C., Cui, Y., Chen, W., & Wang, Y. (2022a). Wheat growth monitoring and yield estimation based on remote sensing data assimilation into the SAFY crop growth model. *Scientific Reports*, 12(1), 5473.
- Ma, B., Wang, Q., Xue, B., Hou, Z., Jiang, Y., & Cai, W. (2022b). Application of UAV Remote Sensing in Monitoring Water Use Efficiency and Biomass of Cotton Plants Adjacent to Shelterbelt. *Frontiers in Plant Science*, 13.
- Maas, S.J., (1988). Use of remotely-sensed information in agricultural crop growth models.



- Ecological modelling*. 41(3-4), 247-268.
- Mirsafi, Z. S., Sepaskhah, A. R., Ahmadi, S. H., & Kamgar-Haghighi, A. A. (2016). Assessment of AquaCrop model for simulating growth and yield of saffron (*Crocus sativus* L.). *Scientia horticulturae*, 211, 343-351.
- Mokhtari, S., Pirmoradian, N., Vazifehdoost, M., & Davatgar, N. (2013). Increasing accuracy of regional rice yield estimation by improvement of spatial resolution of leaf area index maps in VSM vegetative model. *Cereal Research*, 2(3), 209-221. (in persian).
- Mokhtari, A., Noory, H., & Vazifedoust, M. (2018). Improving crop yield estimation by assimilating LAI and inputting satellite-based surface incoming solar radiation into SWAP model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 250, 159-170.
- Morel, J., Martiné, J.-F., Bégué, A., Todoroff, P., & Petit, M., (2012). A comparison of two coupling methods for improving a sugarcane model yield estimation with a NDVI derived variable, *In Remote sensing for agriculture, ecosystems, and hydrology XIV*. 8531. 93-102. SPIE.
- Morel, J., Bégué, A., Todoroff, P., Martiné, J. F., Lebourgeois, V., & Petit, M. (2014a). Coupling a sugarcane crop model with the remotely sensed time series of fIPAR to optimise the yield estimation. *European journal of agronomy*, 61, 60-68.
- Morel, J., Todoroff, P., Bégué, A., Bury, A., Martiné, J.F., & Petit, M., (2014b). Toward a satellite-based system of sugarcane yield estimation and forecasting in smallholder farming conditions: a case study on Reunion Island. *Remote Sensing*. 6, 6620-6635.
- Nearing, G.S., Crow, W.T., Thorp, K.R., Moran, M.S., Reichle, R.H., & Gupta, H.V., (2012). Assimilating remote sensing observations of leaf area index and soil moisture for wheat yield estimates: an observing system simulation experiment. *Water Resources Research*. 48 W05525.
- Niu, X.Z., Easterling, W., Hays, C.J., Jacobs, A., & Mearns, L., (2009). Reliability and input data induced uncertainty of the EPIC model to estimate climate change impact on sorghum yields in the U.S. Great Plains. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 129 (1-3), 268-276.
- Nouvellon, Y., Moran, M.S., Seen, D.L., Bryant, R., Rambal, S., Ni, W., Bégué, A., Chehbouni, A., Emmerich, W.E., & Heilman, P., (2001). Coupling a grassland ecosystem model with Landsat imagery for a 10-year simulation of carbon and water budgets. *Remote Sensing Environment*. 78, 131-149.
- Orlova, Y., & Linker, R. (2023). Data assimilation with sensitivity-based particle filter: A simulation study with AquaCrop. *Computers and Electronics in Agriculture*, 204, 107538.
- Panday, S.G., (2014). Use of Remote Sensing Data in a Crop Growth Model to Estimate Actual Crop Yields: Testing Aquacrop with NDVI Time Series for Two Crops in Spain. *University of Twente Faculty of Geo-Information and Earth Observation (ITC). Master of science in Geo information science and earth observation*.
- Peng, X., Han, W., Ao, J., & Wang, Y. (2021). Assimilation of LAI derived from UAV multispectral data into the SAFY model to estimate maize yield. *Remote Sensing*, 13(6), 1094.
- Quaife, T., Lewis, P., De Kauwe, M., Williams, M., Law, B.E., Disney, M., & Bowyer, P., (2008). Assimilating canopy reflectance into an ecosystem model with an ensemble Kalman filter. *Remote Sensing Environment*. 112, 1347-1364.
- Raes, D., Steduto, P., Hsiao, T. C. and Fereres, E. (2017). AquaCrop. FAO Crop – Water productivity model to simulate yield response to water. Reference Manual. Ver. 6. FAO. *Land and Water Division*. Rome. Italy.
- Razzaghi, F., Zhou, Z., Andersen, M. N., & Plauborg, F. (2017). Simulation of potato yield in temperate condition by the AquaCrop model. *Agricultural water management*, 191, 113-123.
- Ren, J., Yu, F., Du, Y., Qin, J., & Chen, Z. (2009). Assimilation of field measured LAI into crop growth model based on SCE-UA optimization algorithm. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 12- 17 July 2009 Cape Town, South Africa IEEE International, IGARSS 2009.. 3. III-573. IEEE.
- Ren, J., Yu, F., Qin, J., Chen, Z., & Tang, H. (2010). Integrating remotely sensed LAI with EPIC model based on global optimization algorithm for regional crop yield assessment. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 25-30 July Honolulu, HI, USA 2010 IEEE International*. 2147-2150. IEEE.
- Sadooghi, L., Homae, M., Noroozi, A., & Asadi Kapourchal, S. (2017). Estimating rice yield using VSM model and satellite images in Guilan province. *Cereal Research*, 6(3), 397-410. (in persian).
- Salemi, H. R., Andarzian, B., & Govanji, S., (2015). Assessment of Yield Optimization and Water Use for Local Rice under Water Deficit Conditions in Nekuabad Irrigation Network in Isfahan, Iran. *Agricultural Mechanization and Systems Research*, 16(2), 25-40. doi: 10.22092/erams.2015.102851. (in persian).
- Silvestro, Paolo Cosmo, Stefano Pignatti, Simone Pascucci, Hao Yang, Zhenhai Li, Guijun Yang, Wenjiang Huang, & Casa R. (2017). Estimating Wheat Yield in China at the Field and District Scale from the Assimilation of Satellite Data into the Aquacrop and Simple Algorithm for Yield (SAFY) Models. *Remote Sensing*, 9(5), 509.
- Tavakoli, A.R., Moghadam, M.M. & Sepaskhah, A.R., (2015). Evaluation of the AquaCrop model for barley production under deficit irrigation and rainfed condition in Iran. *Agricultural Water Management*, 161, 136-146.
- Tewes, A., Montzka, C., Nolte, M., Krauss, G., Hoffmann, H., & Gaiser, T. (2020). Assimilation of sentinel-2 estimated LAI into a crop model: Influence of timing and frequency of acquisitions on simulation of water stress and biomass production of winter wheat. *Agronomy*, 10(11), 1813.
- Thorp, K.R., Hunsaker, D.J., & French, A.N., (2010). Assimilating leaf area index estimates from remote sensing into the simulations of a cropping systems model. *Transactions of the ASABE*, 53 (1), 251-262
- Trépos, R., Champolivier, L., Dejoux, J. F., Al Bitar, A., Casadebaig, P., & Debaeke, P. (2020). Forecasting sunflower

- grain yield by assimilating leaf area index into a crop model. *Remote Sensing*, 12(22), 3816.
- Tripathy, R., Chaudhari, K.N., Mukherjee, J., Ray, S.S., Patel, N., Panigrahy, S., & Parihar, J.S., (2013). Forecasting wheat yield in Punjab state of India by combining crop simulation model WOFOST and remotely sensed inputs. *Remote sensing letters*, 4(1), 19–28.
- Trombetta, A., Iacobellis, V., Tarantino, E., & Gentile, F. (2016). Calibration of the AquaCrop model for winter wheat using MODIS LAI images. *Agricultural Water Management*, 164, 304-316.
- Vazifedoust, M., van Dam, J. C., Bastiaanssen, W. G. M., & Feddes, R. A. (2009). Assimilation of satellite data into agrohydrological models to improve crop yield forecasts, *International Journal of Remote Sensing*, 30(10), 2523-2545.
- Wagner, M. P., Slawig, T., Taravat, A., & Oppelt, N. (2020). Remote Sensing Data Assimilation in Dynamic Crop Models Using Particle Swarm Optimization. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(2), 105.
- Wang, J., Li, X., Lu, L. & Fang, F., (2013). Estimating near future regional corn yields by integrating multi-source observations into a crop growth model. *European journal of agronomy*, 49, 126-140.
- Wang, H., Zhu, Y., Li, W., Cao, W., & Tian, Y. (2014). Integrating remotely sensed leaf area index and leaf nitrogen accumulation with RiceGrow model based on particle swarm optimization algorithm for rice grain yield assessment. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(1), 083674-083674.
- Wang, Y., Huang, D., Zhao, L., Shen, H., Xing, X., & Ma, X. (2022). The distributed CERES-Maize model with crop parameters determined through data assimilation assists in regional irrigation schedule optimization. *Computers and Electronics in Agriculture*, 202, 107425.
- Wu, S., Huang, J., Liu, X., Fan, J., Ma, G., & Zou, J., (2011). Assimilating MODIS-LAI into Crop Growth Model with EnKF to Predict Regional Crop Yield, In Computer and Computing Technologies in Agriculture V: 5th IFIP TC 5/SIG 5.1 Conference, CCTA 2011, Beijing, China, October 29-31, 2011, *Proceedings*, Part III 5. 410-418. Springer Berlin Heidelberg.
- Wu, S., Yang, P., Ren, J., Chen, Z., & Li, H. (2021). Regional winter wheat yield estimation based on the WOFOST model and a novel VW-4DEnSRF assimilation algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 255, 112276.
- Xu, X., Shen, S., Gao, F., Wang, J., Ma, X., Xiong, S., & Fan, Z. (2022). Considering different water supplies can improve the accuracy of the WOFOST crop model and remote sensing assimilation in predicting wheat yield. *International Agrophysics*. 36(4): 337–349. <https://doi.org/10.31545/intagr/154892>.
- Yao, F., Tang, Y., Wang, P., & Zhang, J., (2015). Estimation of maize yield by using a process based model and remote sensing data in the Northeast China Plain. *Physics Chemistry Earth Parts A/B/C* 87, 142–152.
- Zabihi, A., Darzi-Naftchali, A., & khoshravesh, M. (2015). Rice yield under surface and subsurface drainage managements and evaluation of AquaCrop model. *Irrigation and Water Engineering*, 5(20), 150-163. (in persian).
- Zare, H., Weber, T. K., Ingwersen, J., Nowak, W., Gayler, S., & Streck, T. (2022). Combining Crop Modeling with Remote Sensing Data Using a Particle Filtering Technique to Produce Real-Time Forecasts of Winter Wheat Yields under Uncertain Boundary Conditions. *Remote Sensing*, 14(6), 1360.
- Zhang, Y., Yang, B., Liu, X., & Wang, C. (2017). Estimation of rice grain yield from dual-polarization Radarsat-2 SAR data by integrating a rice canopy scattering model and a genetic algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 57, 75-85.
- Zhang, T., Su, J., Liu, C., & Chen, W. H. (2021). State and parameter estimation of the AquaCrop model for winter wheat using sensitivity informed particle filter. *Computers and Electronics in Agriculture*, 180, 105909.
- Zhao, Y., Chen, S., & Shen, S., (2013). Assimilating remote sensing information with crop model using Ensemble Kalman Filter for improving LAI monitoring and yield estimation. *Ecological modelling*. 270, 30–42.
- Zhou, G., Liu, X., & Liu, M. (2019). Assimilating remote sensing phenological information into the WOFOST model for rice growth simulation. *Remote Sensing*, 11(3), 268.
- Zhuo, W., Huang, J., Xiao, X., Huang, H., Bajgain, R., Wu, X., Gao, X., Wang, J., Li, X. & Wagle, P., (2022). Assimilating remote sensing-based VPM GPP into the WOFOST model for improving regional winter wheat yield estimation. *European Journal of Agronomy*, 139, 126556.



A review of Remotely Sensed Data Assimilation into Crop Simulation Models

EXTENDED ABSTRACT

Background and aim

A significant course of action to planning agricultural operations and further maintaining and developing performance on a regional scale involves the accurate and timely estimation of crop yield prior to harvesting using crop growth models. Modeling dynamic changes during crop growth can assist researchers in planning crop management strategies aimed at increasing crop yield. Such models include several parameters that can be calibrated according to the characteristics of the study area. However, insufficient information on location/spatial-wise components or the lack of thereof in these models along with uncertainties in parameter values may lead to errors in the estimated outputs. In this light, remote sensing data assimilation can be useful for resolving such complications and evaluating the spatial variability of lands, particularly at the regional scale. Remote sensing can estimate values of input parameters for crop growth models such as Leaf Area Index (LAI), fCover, biomass, and soil characteristics.

Methodology

This review paper seeks to introduce and compare different methods of remote sensing data assimilation in crop growth models and examine their advantages and disadvantages. In addition, a literature review conducted in this field can guide the readers in selecting the appropriate crop growth model, relevant remote sensing data assimilation method, and pertinent state/control variables.

Findings

As the most promising of approaches, remote sensing methods are used for the assimilation of canopy state/control variables and soil properties in crop growth models and further enhancement of crop management. Given the rapid development of remote sensing data with high spatial and temporal resolution, these methods can be employed to improve the dynamic time-series simulation of crop growth models and further increase the accuracy of simulating canopy state/control variables and soil properties in crop models. In addition, other improvements in accuracy of estimated canopy state/control variables and soil properties through UAVs and the rapid development of versatile, lightweight, and low-cost portable sensors can provide additional remote sensing data at high spatial and temporal resolution for crop growth models used in field scales. Reviewing the literature shows that with new sensors and methods in the estimation of remote sensing state/control variables such as the LAI and the development and advancement of crop growth models, there is a potential to improve the accuracy of crop yield estimation.

Conclusion

Since well-timed and accurate estimations of crop growth processes as well as crop condition and yield is essential for making farm management decisions prior to harvesting, this paper proceeded with a discussion on different remote sensing data assimilation methods for crop growth models and crop yield estimation on a regional scale. Moreover, the advantages and disadvantages of three remote sensing data assimilation methods in crop growth models (calibration method, forcing method, and updating method) were mentioned. Considering the type of data, type of crop growth model, calculation time, phenological shift or non-shift of data used for simulating the model with remote sensing data, availability of remote sensing data in critical times of crop growth for a more accurate simulation of the crop growth process, and finally the user's ability to program and model the simulation of the crop growth process, it is possible to decide on the appropriate remote sensing data assimilation method required for the corresponding crop growth model.

Keywords: Assimilate of Remote Sensing Data, Calibration, Crop Model, Forcing, Updating.