

مقایسه شاخص‌های مختلف طیفی پوشش گیاهی برای ارزیابی از دور شاخص سطح برگ گندم (*Triticum aestivum* L.) زمستانه در مشهد

سارا اسدی^۱، محمد بنایان اول^{۲*}، محسن جهان^۳ و علیرضا فرید حسینی^۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۸/۲۲

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۱۲/۰۸

اسدی، س.، بنایان اول، م.، جهان، م.، و فرید حسینی، ع. ر. ۱۳۹۷. مقایسه شاخص‌های مختلف طیفی پوشش گیاهی برای ارزیابی از دور شاخص سطح برگ گندم (*Triticum aestivum* L.) زمستانه در مشهد. بوم‌شناسی کشاورزی، ۱۰(۳): ۹۳۴-۹۱۳.

چکیده

توانایی دقیق و سریع به دست‌آوردن شاخص سطح برگ (LAI) یک جزء ضروری در تحقیقات بوم‌شناختی است که به درک پدیده تولید زیست توده گیاهی کمک می‌کند. یکی از رایج‌ترین روش‌های تعیین تغییرات مکانی و زمانی این شاخص در مقیاس منطقه‌ای، استفاده از شاخص تفاضل نرمال شده بازتابش سطحی (NDVI) است. با توجه به حساسیت کم این شاخص به مقدار متوسط تا زیاد شاخص سطح برگ، این تحقیق با هدف بررسی ارتباط سایر شاخص‌های پوشش گیاهی با شاخص سطح برگ گندم (*Triticum aestivum* L.) و دقت آن‌ها در برآورد شاخص سطح برگ انجام شد. بدین منظور اندازه‌گیری شاخص سطح برگ در پنج تاریخ از ۱۷ مزرعه واقع در مزارع آستان قدس رضوی مشهد در طول فصل رشد گندم در سال ۱۳۹۳-۱۳۹۴ صورت گرفت. با توجه به طول دوره رشد گندم از تصاویر سری زمانی سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ به‌منظور محاسبه شاخص‌های پوشش گیاهی (EVI_1 ، EVI_2 ، G_1 ، G_2 ، $IPVI$ ، $SAVI$ ، $TDVI$ و RVI) استفاده شد. برای انتخاب متغیر برآورد کننده مناسب و مدل‌سازی آماری از روش رگرسیون ساده (خطی، درجه دوم، نمایی) و رگرسیون خطی دوگانه و رگرسیون خطی چندگانه به روش پیش‌رونده و پس‌رونده استفاده شد. در نهایت برای اعتبارسنجی و درستی مدل‌های ارائه شده از سنجه‌های آماری جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، دقت نقطه‌ای نسبت به مقدار واقعی (E) و ضریب همبستگی (r) استفاده شد. نتایج حاکی از افزایش دقت برآورد شاخص سطح برگ گندم با استفاده از شاخص NDVI و SAVI و توابع نمایی (به ترتیب به ۱/۱۸ و ۱) نسبت به مدل خطی (به ترتیب ۱/۴۶ و ۱/۲۶) است. این افزایش دقت به دلیل برآورد دقیق‌تر شاخص سطح برگ در بازه ۰ تا ۴ شاخص سطح برگ واقعی و مقدار ثابت شاخص سطح برگ شبیه‌سازی در بازه شاخص سطح برگ واقعی ۶ تا ۱۰ می‌باشد. لازم به ذکر است که، میزان دقت برآورد شاخص سطح برگ با استفاده از ترکیب این دو شاخص نسبت به مدل خطی هر کدام از این شاخص‌ها افزایش یافته است. همچنین، بالاترین دقت در برآورد شاخص سطح برگ از ترکیب شاخص G_2 با SAVI و EVI_1 (به ترتیب ۱/۰۳، ۱/۰۳) به دلیل حساسیت بیشتر شاخص G_2 به شاخص سطح برگ متوسط و بالا نسبت به NDVI مشاهده شد. علاوه بر این دقت مدل گزینش پیش‌رونده و پس‌رونده نسبت به سایر مدل‌ها در برآورد شاخص سطح برگ، به دلیل حساسیت بیشتر مدل به شاخص سطح برگ بالاتر از ۶، بهبود یافته است (به ترتیب ۰/۸۷ و ۰/۹۵). اگرچه دقت برآورد شاخص سطح برگ گندم در روش گزینش پیش‌رونده نسبت به تمامی مدل‌ها بیشتر است، اما محاسبه آن نیاز به استفاده از پارامترهای زیادی است.

واژه‌های کلیدی: رگرسیون چند متغیره، شاخص‌های تعدیل شده پوشش گیاهی، شاخص تفاضل نرمال شده، شاخص رشد گیاهی

مقدمه

شاخص سطح برگ، نسبت سطح فعال فتوسنتزی برگ سبز در واحد سطح زمین، یکی از معمولی‌ترین ویژگی‌های بیوفیزیکی پوشش گیاهی است (Watson, 1947). سطح برگ شرکت‌کننده در فتوسنتز

۱، ۲ و ۳- به ترتیب دانشجوی دکتری بوم‌شناسی زراعی، استاد و دانشیار گروه

زراعت، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

۴- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

* نویسنده مسئول:

(Email: mobannayan@yahoo.com)

این دو روش کاملاً مکمل یکدیگر هستند (Pinty et al., 2009)، به‌دست آوردن پارامترهای مطلوب برای حل مدل‌های انتقال تابشی بسیار سخت است (Fang et al., 2003). از این‌رو، شاخص‌های پوشش گیاهی به دلیل سهولت محاسبات، کاربرد گسترده‌ای دارند. هدف اصلی شاخص‌های پوشش گیاهی طیفی، افزایش اطلاعات موجود در داده‌های انعکاس طیفی با استخراج تنوع به علت ویژگی‌های پوشش گیاهی و به حداقل رساندن اثرات هندسی خاک، اتمسفر و خورشید است (Moulin & Guerif, 1999). شاخص‌های گیاهی، به ویژه شاخص پوشش گیاهی استاندارد^۳ (NDVI) و شاخص نسبت گیاهی^۴ (RVI) بیشترین کاربرد را دارند.

شاخص NDVI به مقادیر کم و متوسط شاخص سطح برگ سبز حساس تر می‌باشد و حساسیت کمتری به شاخص سطح برگ متوسط به بالا دارد. اشباع NDVI به عدم حساسیت بازتابندگی در ناحیه قرمز در مقادیر متوسط یا بالا شاخص سطح برگ به دلیل ضریب بالای جذب فتوسنتز نسبت داده شده است. برای شاخص سطح برگ سبز کمتر از ۳، جذب کل کانوپی در محدوده قرمز به ۹۰ تا ۹۵ درصد می‌رسد و افزایش شاخص سطح برگ سبز (بیشتر از ۳)، منجر به تغییرات بیشتری در جذب و بازتاب در محدوده قرمز نمی‌شود (Hatfield et al., 2008, Gitelson, 2014a). یکی دیگر از دلایل کاهش حساسیت NDVI به مقادیر متوسط به بالا، فرمول ریاضی این شاخص است. در شاخص سطح برگ سبز متوسط به بالا، NDVI تحت تأثیر اشعه ماورا بنفش قرار دارد. از آنجایی که پراکندگی توسط ساختار سلولی یا برگ باعث می‌شود که بازتاب مادون قرمز نزدیک^۵ (NIR) بالا باشد و جذب آن توسط کلروفیل موجب کاهش بازتاب قرمز شود، بازتاب NIR به طور قابل توجه‌ای بیشتر از بازتاب قرمز است. به طور مثال، در شاخص سطح برگ بیشتر از ۳، بازتاب NIR > 40% است در حالی که بازتاب Red < 5% است. به این ترتیب، NDVI به تغییرات بازتاب طول موج قرمز (Red) و NIR حساس است. در مقابل، شاخص‌های گیاهی مانند شاخص نسبت گیاهی (RVI)، شاخص رشد گیاهی و فرم جایگزینی آن (شاخص پوشش گیاهی ارتقاء یافته^۶ (EVI₂ و EVI)) و شاخص‌های کلروفیل، حساسیت بالا به شاخص سطح برگ متوسط و زیاد را نشان می‌دهد (Gitelson et al.,

1992) (Daughtry et al., 2009) یک متغیر ضروری در مدل‌های خاک-گیاه-آب می‌باشد. در سیستم‌های کشاورزی، سطح کل برگ هر محصولی، به واسطه مقدار شاخص سطح برگ از محدودیت‌های کلیدی در میزان جذب و انتقال کربن برخوردار است که در مجموع تعیین‌کننده میزان تولید محصول می‌باشد (Koetz et al., 2005; Gitelson et al., 2014). بنابراین، شاخص سطح برگ برای مطالعات اکولوژیکی از جمله: کنش میان پوشش گیاهی و اتمسفر و تخمین فتوسنتز، تبخیر و تعرق، عملکرد محصول و بسیاری از فرآیندهای فیزیولوژیک دیگر در مطالعات کشاورزی ضروری می‌باشد (Cao et al., 2014; Bondeau et al., 1999).

اگرچه اندازه‌گیری شاخص سطح برگ به صورت تخریبی در نقطه مورد نظر از دقت بالاتری برخوردار است، اما با افزایش وسعت منطقه مورد مطالعه، ضمن افزایش میزان تخریب، حجم و هزینه کار در زمان محدود، دقت کار نیز کاهش می‌یابد (Guindin-Garcia et al., 2012). از سوی دیگر تحولات سریع تکنولوژیکی در سه دهه گذشته استفاده از سنسورهای ماهواره‌ای (مانند ماهواره مودیس^۱ و لندست^۲) قادر به اندازه‌گیری بازتاب‌های برگ در طول موج‌های مختلف از سطح منطقه‌ای به مقیاس جهانی است (Broge & Leblanc, 2001; Cleland et al., 2007). در حقیقت، مجموعه داده‌های سری زمانی شاخص‌های طیفی به‌دست آمده از سنسورهای دور حاکی از مفید بودن آن در تشخیص تغییرات فنولوژی در مقیاس منطقه‌ای (Karlsen et al., 2009) درک پاسخ فنولوژی رشد گیاه به شرایط اقلیمی (White et al., 1997) و طبقه‌بندی انواع پوشش گیاهی (Bradley & Mustard, 2008) است. بنابراین علاقه به توسعه مدل‌های برآورد شاخص سطح برگ سبز با تصاویر به‌دست آمده از سنسورهای ماهواره‌ای افزایش یافته است (Gao et al., Gray et al., 2012).

دو روش عمده برای تخمین شاخص سطح برگ از راه دور وجود دارد: (۱) مدل‌های معکوس انعکاس تابشی (Fang et al., 2003) و (۲) روابط تجربی بین شاخص سطح برگ و شاخص‌های پوشش گیاهی طیفی (Chen et al., 1996). با این که

3- Normalized difference vegetation index

4- Ratio vegetation index

5- Near infrared radiation

6- Enhanced vegetation index

1- MODIS

2- Landsat

ایران ۲۳۶ میلی‌متر و متوسط بارش جهان ۷۸۰ میلی‌متر برآورد شده است. مشهد با متوسط بارشی در حدود یک چهارم متوسط بارش جهانی، یکی از قطب‌های تولیدکننده محصولات کشاورزی در ایران می‌باشد. در این شرایط، تولید محصولات کشاورزی عمدتاً وابسته به آب زیرزمینی است.

بر اساس آمار مزرعه نمونه استان قدس ۹۴۶ هکتار از این ارضی در سال ۹۴-۹۳ تحت کشت گندم قرار گرفت. آب مورد نیاز این اراضی از ۳۳ حلقه چاه تأمین می‌شود که مزارع به اسم چاه‌ها نامگذاری شده است. ۱۷ مزرعه با مساحت ۵۴۹/۷ هکتار از بین مزارع نمونه آستان قدس در این مطالعه مورد بررسی قرار گرفت (شکل ۱).

تصاویر مورد استفاده

در این پژوهش با توجه به طول دوره رشد گندم در مزرعه نمونه از تصاویر سری زمانی سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ از بازه زمانی ۲۲ نوامبر ۲۰۱۴ تا ۲۰ ژوئن ۲۰۱۵ (برابر با ۱ آذر ۱۳۹۳ تا ۳۰ خرداد ۱۳۹۴) استفاده شد. از آنجایی که منطقه مورد مطالعه تنها در یک شیت ماهواره لندست (شماره گذر و ردیف به ترتیب ۱۵۹ و ۳۵) قرار می‌گیرد، فاصله بین تصویربرداری‌ها در این پژوهش با توجه به تاریخ‌های تصویر برداری لندست ۸، ۱۶ روزه است و برخی از تصاویر به دلیل حضور ابر، از روند مطالعه خارج شد (جدول ۱). در این تحقیق، تصاویر ماهواره لندست ۸ به دلیل بالابودن قدرت تفکیک طیفی (۱۱ باند طیفی) و قدرت تفکیک رادیومتریک ۱۲ بیتی (امکان توصیف بهتر پوشش زمین) و در دسترس بودن تصاویر این ماهواره انتخاب شد.

پیش‌پردازش‌های تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸

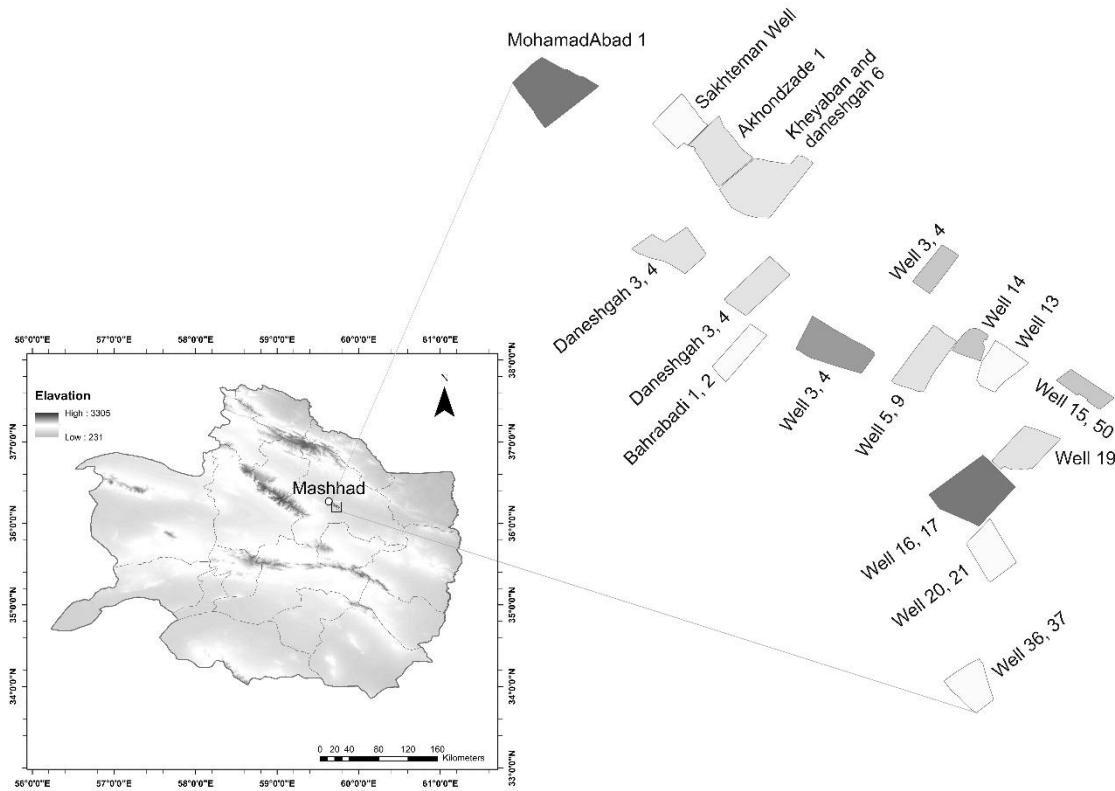
تصاویر در حالت خام دارای خطاهای هندسی یا رادیومتریکی می‌باشند که برخی از این خطاها در ایستگاه‌های گیرنده زمینی تصحیح می‌شوند. حجم عملیات پیش‌پردازش بسته به نوع سنجنده، کیفیت اطلاعات رقومی و نوع کاربرد متغیر خواهد بود. به طور کلی تصحیحات به دو دسته تصحیحات رادیومتریکی و تصحیحات هندسی تقسیم می‌شود. تصحیح هندسی به دلیل این که میزان خطای x و y تصاویر لندست ۸ از یک سوم اندازه پیکسل (۳۰ متر) کمتر بود، انجام نشد (جدول ۱).

از سوی دیگر، این شاخص تداخل بین خاک و گیاه در محدوده فرسرخ را برطرف نمی‌کند (Le Maire et al, 2011). برای رفع این مشکل از شاخص‌های دیگر مانند شاخص گیاهی تعدیل‌شده خاک^۱ (SAVI) برای بازیابی پوشش گیاهی و رفع معایب شاخص NDVI استفاده شد (Huete, 1988). با این حال، برخی محققان بیان کردند که این شاخص‌ها حساسیت کمتری به مقدار کم شاخص سطح برگ سبز دارند (Nguy-Robertson et Vina et al., 2011; al., 2012). با توجه به، حساسیت متفاوت شاخص‌های گیاهی به میزان شاخص سطح برگ گیاهان و ویژگی‌های پوشش گیاهی از جمله ساختار برگ، در این تحقیق با بررسی ارتباط شاخص سطح برگ گندم با شاخص‌های گیاهی متفاوت، سعی در تعیین یک الگوریتم قوی‌تر برای برآورد شاخص سطح برگ سبز گندم با استفاده از متغیرهای بیشتر (شاخص‌های گیاهی) می‌شود.

مواد و روش‌ها

مشخصات منطقه مورد مطالعه

اراضی مزرعه نمونه آستان قدس رضوی با ۱۴ هزار هکتار وسعت و ۹۱ حلقه چاه، واقع در جنوب شرقی مشهد در عرض جغرافیایی ۳۵ درجه و ۴۲ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۵۹ دقیقه عرض شمالی و طول جغرافیایی ۵۹ دقیقه و ۳ درجه تا ۶۰ درجه و ۳۵ دقیقه طول شرقی واقع شده است (شکل ۱). مشهد به دلیل موقعیت جغرافیایی خاص که در منطقه مرزی بین شمال و جنوب خراسان قرار دارد و همچنین تداخل جبهه‌های مختلف آب و هوایی، دارای آب و هوا و خصوصیات ویژه اقلیمی است و قسمت اعظم دشت مشهد- نیشابور، جزء اقلیم سرد و خشک و قسمتی از دشت مشهد- قوچان، نیم خشک و سرد و بخش کوچکی از بلندترین ارتفاعات رشته کوه‌های بینالود و هزار مسجد جزء اقلیم مرطوب سرد می‌باشد و در مجموع شهر مشهد دارای آب و هوای متغیر، اما معتدل و متمایل به سرد و خشک است و از تابستان‌های گرم و خشک و زمستان‌های سرد و مرطوب برخوردار است. بر اساس طبقه‌بندی اقلیمی آمبرژه استان دارای اقلیم خشک سرد و نیمه خشک سرد می‌باشد. میانگین دمای حداکثر و حداقل این منطقه در دوره بلند مدت ۶۰ ساله (از سال ۱۳۳۹ تا ۱۳۸۹) به ترتیب حدود ۲۱/۲ و ۷/۳ درجه سانتی‌گراد و متوسط بارش سالانه این شهر حدود ۲۵۱ میلی‌متر می‌باشد. این در حالی است که متوسط بارندگی



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی مزرعه نمونه آستان قدس رضوی در مشهد
 Fig. 1- Geographical location of the Astan Quds Razavi farm in Mashhad

جدول ۱- مشخصات تصاویر سنجنده OLI، ماهواره لندست ۸ در بازه مورد مطالعه

Table 1- Specifications of OLI, Landsat 8 satellite imagery within the range of the case study

| ردیف | تاریخ تصویربرداری (میلادی) | تاریخ تصویربرداری (شمسی) | درصد پوشش ابر تصویر | خطای هندسی (متر) | خطای هندسی (Y) (متر) | خطای هندسی (X) (متر) |
|------|-----------------------------------|-------------------------------|---------------------|---------------------|-------------------------|-------------------------|
| ID | Landsat imaging dates (Gregorian) | Landsat imaging dates (Solar) | Amount of cloud (%) | Geometric error (m) | Geometric error (y) (m) | Geometric error (x) (m) |
| 1 | 21-Dec-14 | ۳۰ آذر ۱۳۹۳ | 91.7 | | | |
| 2 | 6-Jan-15 | ۱۶ دی ۱۳۹۳ | 1.51 | 9.127 | 6.618 | 6.284 |
| 3 | 22-Jan-15 | ۲ بهمن ۱۳۹۳ | 3.41 | 8.878 | 6.459 | 6.091 |
| 4 | 7-Feb-15 | ۱۸ بهمن ۱۳۹۳ | 10.95 | 9.106 | 6.471 | 6.278 |
| 5 | 23-Feb-15 | ۴ اسفند ۱۳۹۳ | 75.94 | 8.508 | 5.395 | 6.578 |
| 6 | 11-Mar-15 | ۲۰ اسفند ۱۳۹۳ | 48.56 | 8.613 | 5.846 | 6.326 |
| 7 | 27-Mar-15 | ۷ فروردین ۱۳۹۴ | 52.69 | | | |
| 8 | 12-Apr-15 | ۲۳ فروردین ۱۳۹۴ | 21.31 | 8.858 | 6.014 | 6.504 |
| 9 | 25-Apr-15 | ۵ اردیبهشت ۱۳۹۴ | 22.42 | 7.520 | 4.965 | 5.648 |
| 10 | 14-May-15 | ۲۴ اردیبهشت ۱۳۹۴ | 3.32 | 6.943 | 4.123 | 5.587 |
| 11 | 30-May-15 | ۹ خرداد ۱۳۹۴ | 4.5 | 4.952 | 4.219 | 5.526 |

تصحیحات رایومتریکی

تصحیحات رایومتریکی برای کاهش یا حذف خطاهای اتمسفری و خطاهای دستگاهی استفاده می‌شود. در طی فرآیند تهیه تصویر توسط سنجنده، اطلاعات رایومتریکی هر باند به صورت مقادیر عددی که به آن‌ها DN^1 گفته می‌شود، ثبت می‌شود. این مقادیر با مقادیر واقعی انرژی منعکس شده یا گسیل شده از منطقه زمینی متناظر با پیکسل‌های تصویر متفاوت است، چرا که عوامل دیگری همچون پخش اتمسفری، تأثیر پیکسل‌های همسایه و زاویه تابش خورشید باعث می‌شوند مقدار انرژی دریافتی توسط سنجنده (رادینانس) نسبت به آنچه که بر روی زمین می‌توانست دریافت شود تغییر کند. خطاهای دستگاهی نیز آن دسته از خطاهای هستند که به علت طراحی یا عملکرد سنجنده ایجاد می‌شوند.

تصحیح رایومتریکی طی دو مرحله تبدیل ارزش رقومی به تابش طیفی^۲ (معادله ۱) و تبدیل تابش طیفی به بازتاب طیفی^۳ انجام می‌گیرد.

$$L_{\lambda} = \left(\frac{L_{max} - L_{min}}{Q_{calmax} + Q_{calmin}} \right) \times (DN + Q_{calmin}) + L_{min} \quad (1) \text{ معادله}$$

در این معادله، DN : ارزش رقومی هر پیکسل، L_{max} و L_{min} : به ترتیب حداقل تابندگی مورد نیاز برای تولید حداکثر ارزش داده و تابندگی مربوط به ارزش رقومی صفر بر حسب $(W/m^2/sr/\mu m)$ برای هر باند می‌باشد. Q_{calmin} و Q_{calmax} : بیشترین و کمترین ارزش پیکسل کالیبره شده کمی شده و تابش طیفی هر باند بر حسب $(W/m^2/sr/\mu m)$ می‌باشد. با توجه به هدف تحقیق که محاسبه شاخص‌های گیاهی با استفاده از میزان بازتاب است، برخلاف برخی مطالعات که لزومی به تصحیح رایومتریکی ندارند، تبدیل عدد رقومی ثبت شده توسط سنجنده به رادینانس الزامی است.

در این پژوهش، تبدیل ارزش رقومی به تابش طیفی با استفاده از دستور Radiometric Calibration و تبدیل تابش طیفی به بازتاب طیفی با استفاده از روش $FLAASH^f$ در نرم افزار ENVI انجام شد. فلش اولین ابزار تصحیح اتمسفری می‌باشد که طول موج قابل رویت

و طول موج‌های مادون قرمز و مادون قرمز نزدیک تا ۳ میکرومتر را تصحیح می‌کند. در روش فلش از فایل Meta Data برای تصحیح باندهای مورد نظر که شامل باندهای چند طیفی و باندهای حرارتی است، استفاده شده که برای باندهای چند طیفی عملیات رادینانس^۵ و ریفلکت^۶ ولی برای باندهای حرارتی فقط عملیات رادینانس انجام شد.

در انتها، نرمالیزه کردن باندهای مورد نظر بین ۰ تا ۱ با استفاده از معادله ۲ در دستور Band Math صورت گرفت.

$$\text{معادله (۲)} \quad \text{Float}((b1 \text{ Le } 0) * 0 + (b1 \text{ Ge } 10000) * 1 + (b1 \text{ Gt } 0 \text{ and } b1 \text{ Lt } 10000) * \text{float}(b1/10000.0))$$

محاسبه شاخص‌های گیاهی

شاخص‌های گیاهی مورد ارزیابی در این مطالعه شامل شاخص گیاهی تفاضل (DVI)، شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI)، شاخص نسبت گیاهی (RVI)، شاخص تفاضل گیاهی تبدیل شده (TDVI)، شاخص گیاهی تعدیل شده خاک (SAVI)، شاخص گیاهی درصد مادون قرمز نزدیک (IPVI)، شاخص سبزیگی (G_2 و G_1) و شاخص رشد گیاهی ارتقاء یافته (EVI_2 و EVI_1) می‌باشد.

محاسبه شاخص سطح برگ

محاسبه شاخص سطح برگ بر اساس دو فرمول رایج براساس شاخص‌های پوشش گیاهی EVI و $NDVI$ (EVI_2 و EVI_1) (معادله‌های ۳ و ۴) صورت گرفت. شاخص سطح برگ در معادله ۴، با استفاده از هر دو شاخص EVI_2 و EVI_1 محاسبه شد.

$$\text{معادله (۳)} \quad LAI = 0.57 * \exp(2.33 * NDVI) \quad (r^2 = 0.46) \quad (\text{Satio et al., 2001})$$

$$\text{معادله (۴)} \quad LAI = (3.618 * EVI - 0.118) > 0 \quad (r^2 = 0.77) \quad (\text{Boegh et al., 2002})$$

اندازه‌گیری‌های میدانی

جهت انجام این تحقیق محدوده مزارع مورد مطالعه به وسیله دستگاه جی‌پی‌اس^۷ مدل Magellan eXplorist 300 تعیین گردید.

5- Radiance
6- Reflectance
7- GPS

1- Digital number
2- Spectral radiance
3- Spectral reflectance
4- Fast line of sight atmospheric analysis of hypercubes

اندازه‌گیری شاخص سطح برگ با استفاده از سه نمونه از هر ۱۷ مزرعه، در پنج تاریخ در طول دوره رشد گندم، همزمان با عبور ماهواره از سطح مزارع صورت گرفت. لازم به ذکر است در برخی از مزارع به دلیل همزمانی آبیاری با تاریخ برداشت شاخص سطح برگ، تعداد نمونه‌های شاخص سطح برگ به ۳ و ۴ عدد کاهش یافت. نمونه برداری‌ها در تاریخ ۱۸ بهمن و ۲۳ اسفند ۱۳۹۳ و ۲۷ فروردین، ۵ و ۲۴ اردیبهشت ۱۳۹۴ انجام شد.

جدول ۲- شاخص‌های گیاهی مورد استفاده در این تحقیق
Table 2- Vegetation indices used in this research

| شاخص‌های گیاهی Vegetation Indices | فرمول Equation | منبع Reference |
|--|---|--|
| شاخص گیاهی تفاضل Difference vegetation index (DVI) | $band_{NIR} - band_{RED}$ | تیوکر و همکاران Tucker et al., (1979) |
| شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی Normalized difference vegetation index (NDVI) | $\frac{(band_{NIR} - band_{RED})}{(band_{NIR} + band_{RED})}$ | تیوکر و همکاران Tucker et al., (1979) |
| شاخص نسبت گیاهی Ratio vegetation index (RVI) | $\frac{band_{NIR}}{band_{RED}}$ | بریث و مک‌وی (Birth & McVey, 1968) |
| شاخص گیاهی درصد مادون قرمز نزدیک Infrared percentage vegetation index (IPVI) | $\frac{band_{NIR}}{(band_{NIR} + band_{RED})}$ | کریپن (Crippen, 1990) |
| شاخص گیاهی تعدیل شده خاک Soil adjusted vegetation index (SAVI) | $\frac{1.5 * (band_{NIR} - band_{RED})}{(band_{NIR} + band_{RED} + 0.5)}$ | هیوت (Huete, 1988) |
| شاخص تفاضل گیاهی تبدیل شده Transformed difference vegetation index (TDVI) | $\sqrt{0.5 + \frac{(band_{NIR} - band_{RED})}{(band_{NIR} + band_{RED})}}$ | بناری (Bannari, 2002) |
| شاخص پوشش گیاهی ارتقاء یافته Enhanced vegetation index (EVI) | $2.5 * \frac{(band_{NIR} - band_{RED})}{(band_{NIR} + 6 * band_{RED} - 7.5 * band_{BLUE} + 1)}$ | هیوت و همکاران Huete et al., (1997) |
| شاخص پوشش گیاهی ارتقاء یافته Enhanced vegetation index (EVI ₂) | $2.5 * \frac{(band_{NIR} - band_{RED})}{(1 + band_{NIR} + 2.4 * band_{RED})}$ | جیانگ و همکاران (Jiang et al., 2008) |
| شاخص سبزیگی Greenness index (G ₁) | $\sqrt{\frac{band_{NIR}}{band_{RED}}}$ | |
| شاخص سبزیگی Greenness index (G ₂) | $\sqrt{\frac{(band_{NIR} - band_{RED})}{(band_{NIR} + band_{RED})}}$ | |

شاخص‌های ارزیابی

خطی چندگانه^۴ به روش گام به گام گزینش پیش‌رونده^۵، حذف پس‌رونده^۶ استفاده شد. در نهایت، از سنج‌های آماری جذر میانگین مربعات خطا^۷ (RMSE) میانگین قدر مطلق خطا^۱ (MAE)، ضریب

توزیع فراوانی شاخص سطح برگ با کمک آماره میانگین، حداقل، حداکثر، انحراف از معیار، ضریب تغییرات، چولگی و کشیدگی برای اطمینان از نرمال بودن داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار SAS (Proc Univariate) مورد بررسی قرار گرفت. برای انتخاب متغیر برآورد کننده مناسب و مدل‌سازی آماری از روش رگرسیون ساده با مدل‌های خطی^۱، درجه دوم^۲ و نمایی^۳ و رگرسیون خطی دوگانه و رگرسیون

- 2- Quadratic
- 3- Exponential
- 4- Multiple Regression
- 5- Forward stepwise regression
- 6- Backward stepwise regression
- 7- Root Mean Square Error (RMSE)

- 1- Linear

۰/۸۶) بود، اما میزان دقت آن با توجه به آماره‌های RMSE، MAE و خط ۱ به پایین و غیر قابل قبول است (شکل ۲). این امر کارایی ضعیف معادلات و ضرورت واسنجی آن‌ها را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد. شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده بر اساس معادلات ۳ و ۴ بسیار کمتر از مقادیر واقعی برآورد شده است و عدم انطباق شاخص سطح برگ خروجی از معادلات با واقعیت، تأکیدی بر کارایی ضعیف این معادلات می‌باشد. کارایی ضعیف این مدل‌ها را شاید بتوان به ویژگی‌های اقلیمی و محیطی منطقه مورد مطالعه نسبت داد (Faridhosseini et al., 2012).

بررسی کارایی معادلات رگرسیون خطی و توابع نمایی در برآورد شاخص سطح برگ گندم

به منظور دستیابی به بهترین معادله برای برآورد شاخص سطح برگ گندم مزارع آستان قدس رضوی، پراکنش مقادیر شاخص سطح برگ در مقابل سایر شاخص‌های رشد مورد بررسی قرار گرفت (شکل ۳). نتایج حاکی از آن است که شاخص سطح برگ گندم با شاخص گیاهی NDVI رابطه خطی مثبت و معنی‌دار در سطح یک درصد ($r = 0.84^{**}$) دارد. این در حالی که همبستگی این دو شاخص با استفاده از توابع نمایی افزایش یافت ($r = 0.93^{**}$)، افزایش همبستگی با استفاده از توابع نمایی در شاخص‌های گیاهی DVI و SAVI نیز نسبت به همبستگی خطی ($r_{DVI} = 0.90^{**}$ ، $r_{SAVI} = 0.92^{**}$) افزایش یافت (شکل ۳d و ۳f). شاخص سطح برگ گندم با شاخص RVI، رابطه نمایی افزایشی تا ماکزیمم، مثبت و معنی‌داری در سطح یک درصد ($r = 0.91^{**}$) دارد (شکل ۳j). این در حالی است که شاخص G1 که جذر شاخص RVI است با شاخص سطح برگ رابطه پلی‌نومیال مثبت و معنی‌دار قابل قبولی ($r = 0.92^{**}$) دارد (شکل ۳g). بررسی مدل‌های رگرسیون خطی ساده و توابع نمایی نشان داد مدل‌های استفاده شده برای تمامی شاخص‌های گیاهی دارای ضریب همبستگی معنی‌دار در سطح یک درصد بودند. در نتیجه برای انتخاب مدلی با همبستگی و ضریب اطمینان بالاتر نیاز به بررسی پراکنش مقادیر شاخص سطح برگ مشاهده شده در مقابل شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده بر اساس شاخص‌های گیاهی است.

همبستگی r^2 و دقت نقطه‌ای نسبت به مقدار واقعی (E) برای اعتبارسنجی و درستی مدل‌های ارائه شده استفاده شد (معادلات ۵ - ۸).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (M_i - S_i)^2}{n}} \quad (5)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |M_i - S_i| \quad (6)$$

$$r = \sqrt{\frac{(\sum_{i=1}^n (M_i - \bar{M})(S_i - \bar{S}))^2}{\sum_{i=1}^n (M_i - \bar{M})^2 \sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})^2}} \quad (7)$$

$$E (\%) = \frac{S_i - M_i}{S_i} * 100 \quad (8)$$

که در این معادلات، M_i و \bar{M} : مقدار و میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده، S_i و \bar{S} : مقدار و میانگین مقادیر برآورد شده توسط مدل و n : تعداد کل مشاهدات می‌باشد. بهترین شاخص سطح برگ موقعی به دست می‌آید که r نزدیک به ۱ داشته باشیم. همچنین R^2 نشان‌دهنده قدرت مدل در برآورد شاخص سطح برگ است. از سوی دیگر، RMSE و MAE کمتر نشان‌دهنده آن است که مدل با خطای کمتری نسبت به پیش‌بینی مقادیر اقدام می‌نماید.

تمامی پردازش تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ و محاسبه شاخص‌های گیاهی با استفاده از نرم افزار ENVI 5.3 و ARCGIS 10.3 انجام شد. رسم تصاویر و ضریب همبستگی نیز با استفاده از نرم‌افزار Sigmaplot 12.5 و SAS 9.4 صورت گرفت.

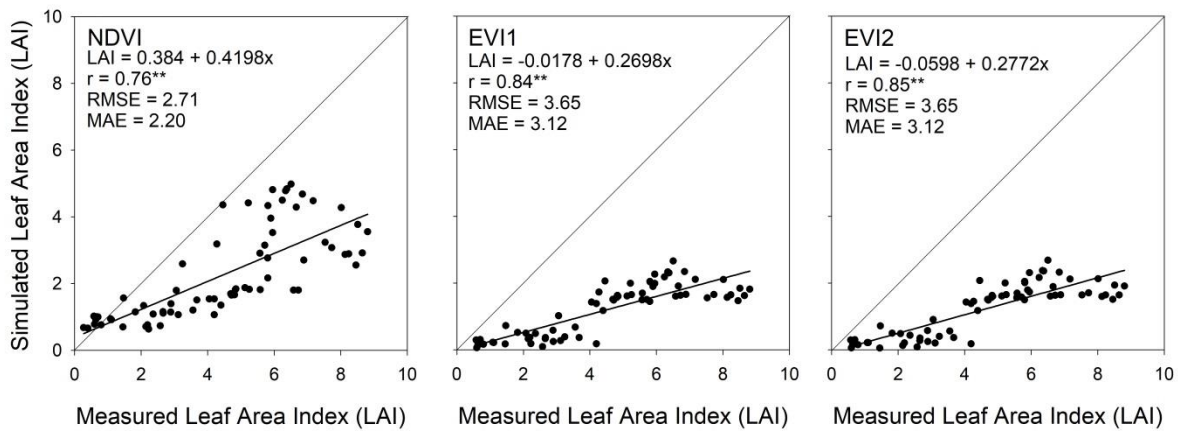
نتایج و بحث

ارزیابی معادلات رایج محاسبه شاخص سطح برگ

محاسبه شاخص سطح برگ بر اساس دو معادله رایج (معادلات ۳ و ۴) صورت گرفت. بررسی اولیه نمودارهای پراکنش مقادیر شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده در مقابل شاخص سطح برگ اندازه‌گیری شده، وجود رابطه خطی بین این متغیرها را تأیید می‌کند. لازم به ذکر است که معادله ۳ با میزان همبستگی کمتر ($r = 0.76$ P < 0.01)، دقت بالاتری در برآورد شاخص سطح برگ گندم (RMSE = 2.71، MAE = 2.20) نسبت به معادله ۴ داشته است (شکل ۲). اگرچه همبستگی شاخص سطح برگ مشاهده شده با شبیه‌سازی شده بر اساس معادلات ۳ و ۴ در سطح یک درصد (به ترتیب ۰/۷۶، ۰/۸۴ و

1- Mean Absolute Error (MAE)

2- Coefficient correlation



شکل ۲- نمودارهای پراکندگی بین شاخص سطح برگ اندازه‌گیری و شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده بر اساس معادلات ۷ و ۸
 Fig. 2- Scatter plots between measured leaf area index and simulated leaf area index based on equation 7 and 8

اساس تمامی شاخص‌های پوشش گیاهی در سطح یک درصد معنی‌دار بود (شکل ۴). دامنه آماره RMSE برای شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده بر اساس مدل‌های خطی و غیرخطی از ۱ تا ۱/۶۸ بود. میزان RMSE برای شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده با استفاده از شاخص NDVI و SAVI و مدل خطی به ترتیب ۱/۴۶ و ۱/۲۶ بود، که کارایی نسبتاً ضعیف این معادلات را نشان می‌دهد (شکل ۴a، ۴f). این در حالی است که با استفاده توابع نمایی میزان این آماره به ترتیب به ۱/۱۸ و ۱ رسید. براساس شکل ۴ می‌توان اظهار داشت که مدل‌های خطی بر اساس شاخص‌های NDVI و SAVI در نقاط مرکزی (شاخص سطح برگ ۴ تا ۶) قادر به برآورد دقیق مقدار شاخص سطح برگ بود. در حالی که در شاخص سطح برگ کمتر از ۴ بیشتر از مقدار واقعی پیش‌بینی کردند. پیش‌بینی شاخص سطح برگ در بازه ۶ تا ۸ و ۸ تا ۱۰ به دلیل حساسیت پایین NDVI به ترتیب بیشتر و کمتر از مقدار واقعی بود. علاوه بر حساسیت بالاتر شاخص SAVI به مقدار بالای شاخص سطح برگ نسبت به NDVI، این حالت در شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده با استفاده از SAVI نیز مشاهده شد. افزایش دقت در برآورد شاخص سطح برگ به دلیل افزایش برآورد شاخص سطح برگ در بازه ۰ تا ۴ شاخص سطح برگ واقعی و مقدار ثابت شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده در بازه شاخص سطح برگ واقعی ۶ تا ۱۰ می‌باشد (شکل ۴a، ۴f). همین روند برای شاخص سطح برگ شبیه‌سازی بر اساس شاخص RVI نیز مشاهده شد (شکل ۴z). شبیه‌سازی شاخص سطح برگ با استفاده از

محدودیت استفاده از شاخص پوشش گیاهی NDVI در برآورد LAI، در میزان شاخص سطح برگ بالا به دلیل اشباع NDVI در زمان بسته‌شدن کانوپی گیاهی است (Pontauiller et al., 2003). بنابراین، اغلب از منحنی رگرسیون نمایی برای بررسی رابطه بین این دو پارامتر استفاده می‌شود (Van Wijk & Lu et al., 2004; Williams 2005). همچنین مطالعات انجام شده توسط سایر محققین نیز نشان داد که روابط بین شاخص سطح برگ و سایر شاخص‌های پوشش گیاهی مانند NDVI و WDRVI را می‌توان با استفاده از روابط الگوریتمی و توابع نمایی و یا چند جمله‌ای بیان کرد (Richardson et al., 1992; Price & Myneni et al., 1997; Bausch, 1995; Gitelson et al., 2007). از سوی دیگر، مطالعه‌ای در نواحی نیمه خشک اراضی مرتعی چین در سال ۲۰۰۹، نشان داد که شاخص سطح برگ با NDVI در دو مرتع از سه مرتع مورد مطالعه، همبستگی خطی و معنی‌داری ($r_{UG79} = 0.77^{**}$, $r_{WG} = 0.99^{**}$) داشته است. همبستگی شاخص سطح برگ سه منطقه با شاخص پوشش گیاهی NDVI، برای روابط خطی ۰/۷۹ و توابع نمایی ۰/۷۷ به دست آمد (Fan & Gao, 2009). در این تحقیق به دلیل شاخص سطح برگ پایین گیاهان مرتعی شاخص NDVI محدودیتی ایجاد نکرده است. درویش‌زاده و همکاران نیز بین شاخص سطح برگ و شاخص NDVI و RVI رابطه خطی با همبستگی ۰/۷۴۹ و ۰/۷۴۸ به دست آوردند (Darvishzadeh et al., 2008). همبستگی شاخص سطح برگ مشاهده شده با شبیه‌سازی شده بر

تمام شاخص‌های پوشش گیاهی به جز G2 در شاخص سطح برگ بالاتر از ۶ روند مشابه دارد و دقت برآورد شاخص سطح برگ را کاهش می‌دهد. اگرچه، شاخص G2 (جزر NDVI) به طور کلی دقت پایین‌تری از NDVI (RMSE بیشتر) دارد، اما این شاخص برخلاف NDVI به میزان شاخص سطح برگ متوسط تا بالا حساسیت بیشتری داشته (MAE کمتر) و شبیه‌سازی بهتری را انجام داده است (شکل ۴a، ۴b). میزان دقت شاخص DVI در برآورد شاخص سطح برگ با استفاده از مدل خطی از تابع نمای بیشتر است ($RMSE_{DVI} = 1.08$). در صورتی که برآورد شاخص سطح برگ بر اساس تابع نمای در مقدار شاخص سطح برگ کمتر از ۶ دقت بالاتری داشت (شکل ۴d).

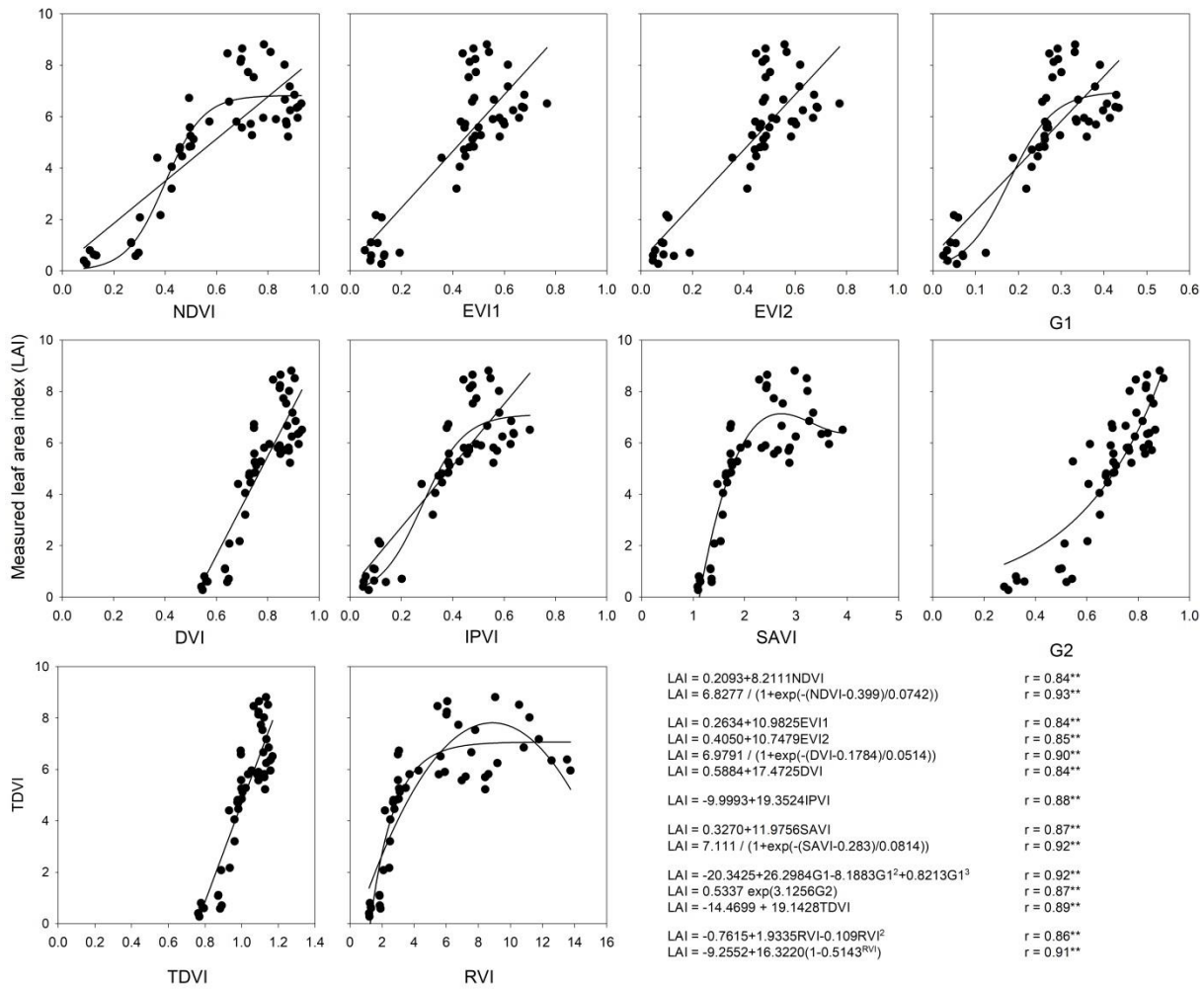
درویش زاده و همکاران رابطه خطی معنی داری بین شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده با استفاده از NDVI با شاخص سطح برگ مشاهده شده ($R^2 = 0.61$) مشاهده کردند (Darvishzadeh et al., 2008). ترنر و همکاران نیز رابطه نسبتاً قوی بین شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده با استفاده از NDVI و RVI با مشاهده شده ($R^2_{NDVI} = 0.59$, $R^2_{RVI} = 0.74$) گزارش کردند (Turner et al., 1999). همچنین سایر محققین اظهار داشتند که رابطه بین NDVI و پوشش گیاهی می‌تواند بر اساس پراکنش پوشش گیاهی که به صورت ضعیف و پراکنده یا به صورت متراکم بنا شود، به این معنی که در نواحی که پوشش گیاهی پراکنده است و شاخص سطح برگ کمتر از ۳ باشد، NDVI به شدت تحت تأثیر انعکاس خاک قرار می‌گیرد، بنابراین در نواحی که پوشش گیاهی پراکنده است شاخص تعدیل شده یا اصلاح شده پوشش گیاهی (SAVI) به جای NDVI پیشنهاد شده است و این شاخص به یک کالیبراسیون محلی نیازمند است، زیرا پیش‌بینی اثرات خاک درون نواحی با مقیاس‌های بزرگ که مجموعه‌ای از خاک‌ها و پوشش‌های گیاهی متفاوتی را دارد بسیار مشکل است (Gong et al., 2003; Pettorelli et al., Teillet et al., 1997). با بررسی شاخص SAVI با تصویر ماهواره‌ای و با ترکیب رنگی کاذب مشخص شد که کارایی این شاخص در تعیین مناطق دارای پوشش گیاهی نسبتاً خوب است و نتایج آماری موجود نیز این مسأله را تصدیق می‌کند. علت این مسأله مربوط به وجود باند مادون قرمز نزدیک به کارگرفته شده در این شاخص است. زیرا گیاهان سبز بیشترین میزان انعکاس را در این باند داشته و بنابراین در مطالعات پوشش گیاهی نقش مهمی دارند (Band et Asrar et al., 1984).

بررسی کارایی معادلات رگرسیون خطی چندمتغیره در برآورد شاخص سطح برگ گندم

با توجه به حساسیت متفاوت شاخص‌های پوشش گیاهی به مقدار شاخص سطح برگ (شکل ۳)، همبستگی خطی دوگانه تمامی شاخص‌ها با شاخص سطح برگ مشاهده شده گندم با استفاده از نرم افزار SAS مورد بررسی قرار گرفت. از میان ۴۵ ترکیب احتمالی، ۱۲ ترکیب که داری بالاترین اهمیت و بالاترین میزان همبستگی با LAI بودند، در شکل ۵ نشان داده شده است. نتایج معادلات رگرسیون چند متغیره نشان داد که همبستگی شاخص سطح برگ با شاخص‌های گیاهی EVI1، EVI2، DVI، SAVI و TDVI در ترکیب با شاخص G2 (جزر NDVI) نسبت به رگرسیون خطی تک متغیره افزایش یافته است (به ترتیب ۰/۹۱، ۰/۹۱، ۰/۹۱، ۰/۹۱ و ۰/۹۰) (شکل‌های ۵b، ۵c، ۵d، ۵g و ۵j). این افزایش احتمالاً به دلیل حساسیت بیشتر شاخص G2 به مقدار بالاتر شاخص سطح برگ نسبت NDVI باشد. این در حالی است که میزان همبستگی شاخص SAVI با شاخص سطح برگ در حضور NDVI نسبت به رگرسیون خطی تغییر نکرده است ($r = 0.87^{**}$) (شکل‌های ۵k و ۳f). علاوه بر این همبستگی شاخص سطح برگ با ترکیب TDVI با NDVI نیز نسبت به همبستگی هر کدام به تنهایی با شاخص سطح برگ افزایش یافت (شکل‌های ۵l، ۳a و ۳i). همچنین همبستگی شاخص سطح برگ با

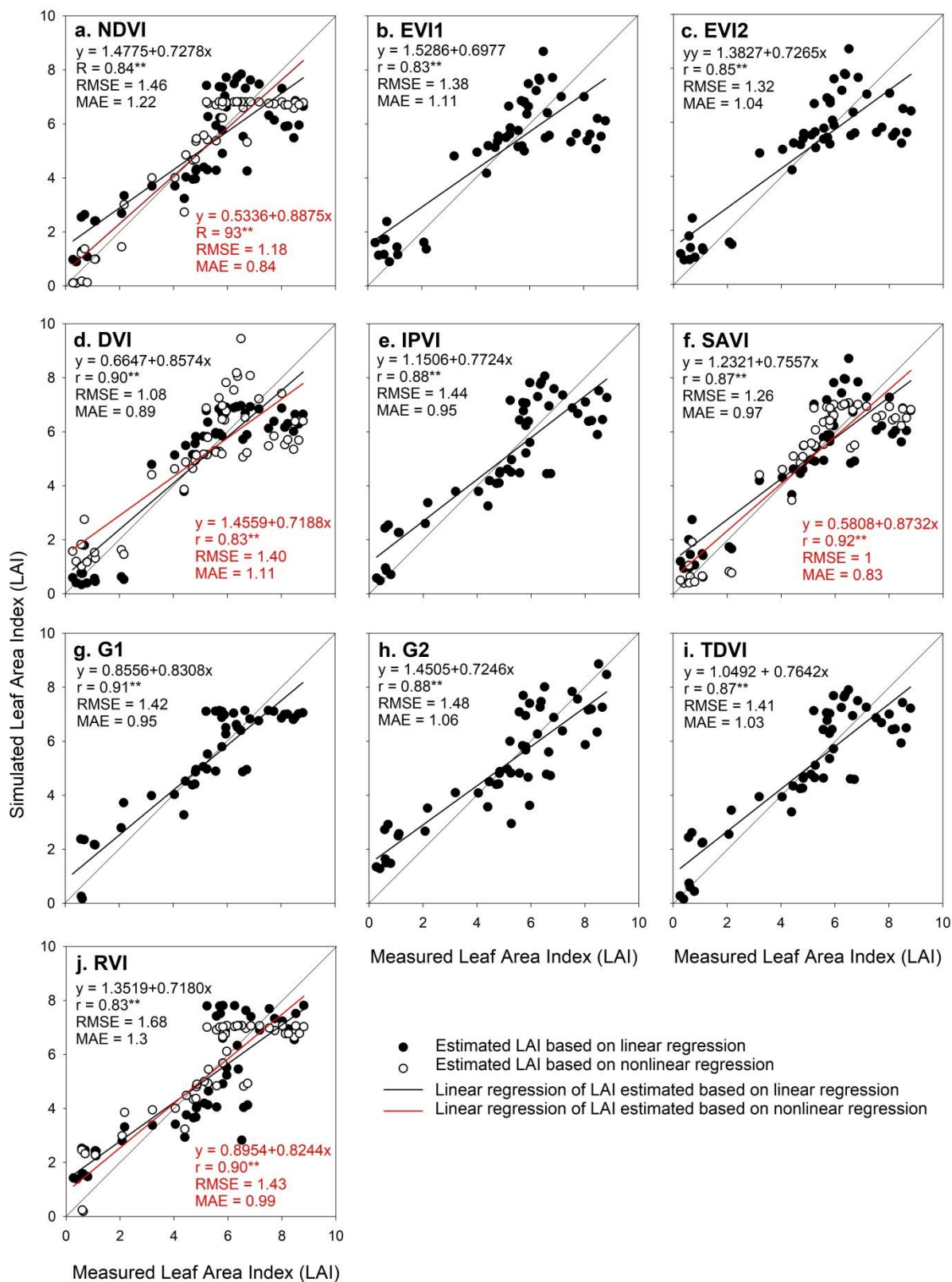
رگرسیون خطی تک متغیره و رگرسیون غیرخطی افزایش داد. اما همچنان همبستگی شاخص سطح برگ با رگرسیون غیرخطی برای شاخص‌های NDVI، SAVI و G1 (به ترتیب با ۰/۹۳، ۰/۹۲ و ۰/۹۲) بیشتر است (شکل‌های ۳ و ۵).

ترکیب TDVI با RVI و IPVI با نسبت به همبستگی هر کدام به تنهایی با شاخص سطح برگ افزایش یافت (شکل‌های ۵h، ۵i، ۳e و ۳g). به طور کلی، رگرسیون خطی چندمتغیره همبستگی شاخص سطح برگ با شاخص‌های پوشش گیاهی را نسبت به



شکل ۳- توابع مناسب شاخص سطح برگ اندازه‌گیری شده با شاخص‌های گیاهی (شاخص گیاهی تفاضل (DVI)، شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI)، شاخص نسبت گیاهی (RVI)، شاخص درصد مادون قرمز نزدیک (IPVI)، شاخص گیاهی تعدیل شده خاک (SAVI)، شاخص تفاضل گیاهی تبدیل شده (TDVI)، شاخص رشد گیاهی ارتقاء یافته (EVI2 و EVI1) و شاخص سبزی‌نگی (G1 و G2)) در مزارع گندم (استان قدس رضوی)

Fig. 3- Best-fit functions for measured Leaf area index relationships with Vegetation Indices [Difference Vegetation Index (DVI), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Ratio Vegetation Index (RVI), Infrared Percentage Vegetation Index (IPVI), Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), Transformed Difference Vegetation Index (TDVI), Enhanced Vegetation Index (EVI), Enhanced Vegetation Index (EVI2), Greenness Index (G1), Greenness Index (G2)] at wheat fields (Astan Quds Razavi)



شکل ۴- پراکندگی بین شاخص سطح برگ اندازه‌گیری و شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده بر اساس معادلات شکل ۲
 Fig. 4- Scatter plots between measured leaf area index (LAI) and simulated leaf area index based on equation Figure 2

قرار گرفت. زمانی که تعداد عوامل ورودی مؤثر بر پدیده‌ای کم باشند، می‌توان با بررسی تمام ترکیبات ممکن و مقایسه‌ی خطا در مدل‌های مختلف رگرسیون، بهترین مدل رگرسیونی برای پیش‌بینی آن پدیده را به دست آورد. اما وقتی تعداد پارامترهای ورودی افزایش می‌یابد ارزیابی کلیه رگرسیون‌ها ممکن به حجم محاسبات زیادی نیاز دارد. بنابراین روش‌های مختلفی ایجاد شده است که صرفاً تعداد کمی از مدل‌های رگرسیون دارای زیر مجموعه‌ای از متغیرها را در یک زمان بررسی می‌کنند. روش‌های گام به گام را می‌توان به در سه دسته کلی گزینش پیش‌رونده^۱، حذف پس‌رونده^۲ و رگرسیون گام به گام که ترکیبی از این دو روش است تقسیم می‌نمایند (Chen et al., 1989; Noori et al., 2010). محققین بسیاری از این روش گزینش پیش‌رونده به عنوان یک ابزار برای پیش‌بینی و مدل‌سازی پدیده‌ها استفاده نمودند (Wang et al., 2006; Khan et al., 2007).

بر اساس نتایج آزمون پس‌رونده در مرحله اول شاخص TDVI و پس از آن به ترتیب NDVI، SAVI، DVI، EVI2 و IPVI از مدل حذف شد. در نهایت مدلی با چهار شاخص EVI1، G1، G2 و RVI با همبستگی ۰/۹۲ برای برآورد دقیق‌تر شاخص سطح برگ استخراج می‌شود (معادله ۹).

معادله (۹)

$$LAI = -7.4030 + 3.4209EVI1 + 5.6493G1 + 6.2734G2 - 1.0329RVI$$

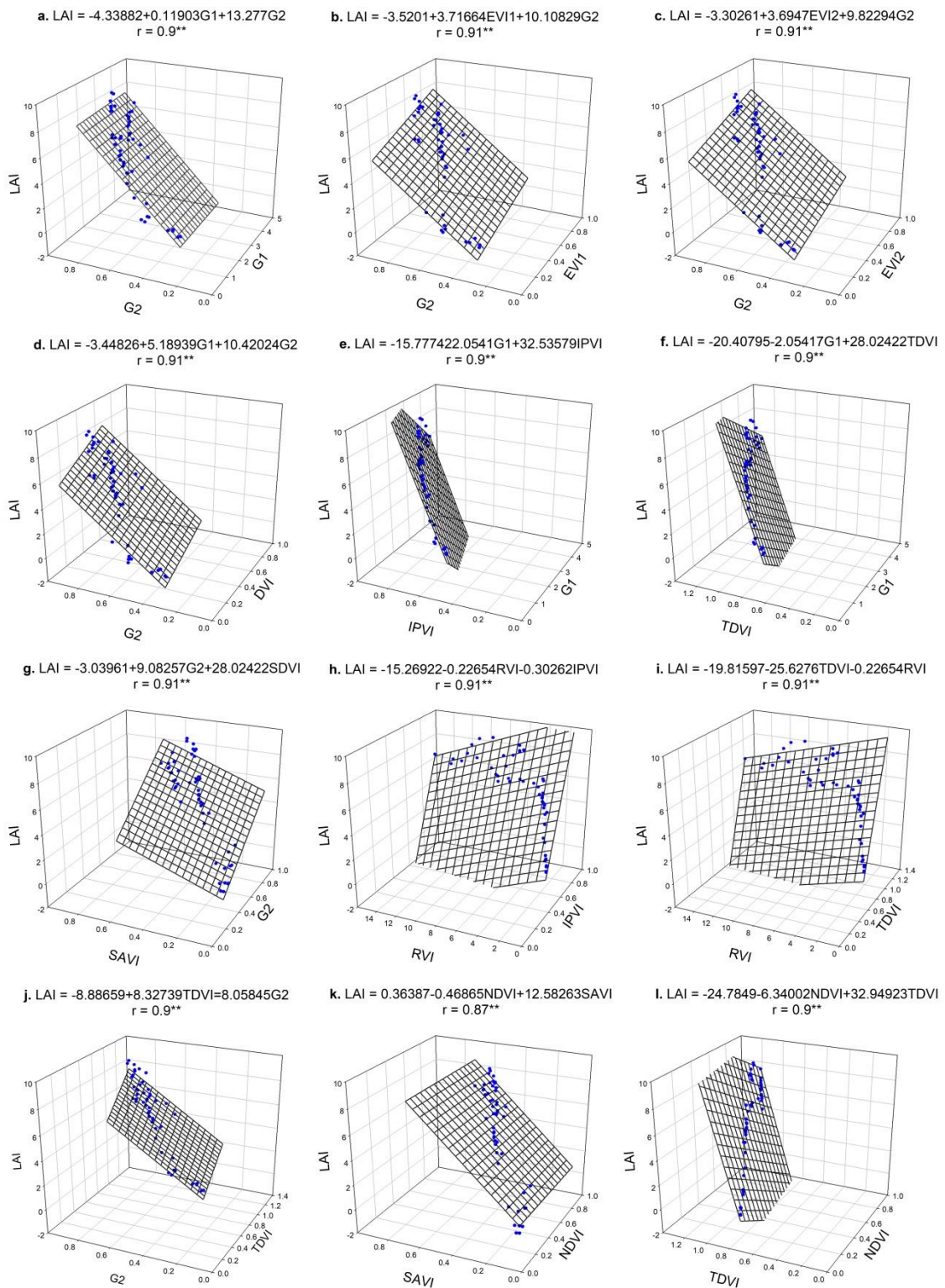
مهمترین پارامتری که در روش رگرسیون گام به گام پیش‌رونده برای ورود به مدل انتخاب می‌شود شاخص G2 است، زیرا ضریب همبستگی ساده این پارامتر با شاخص سطح برگ از سایر شاخص‌ها بیشتر است. بنابراین با ورود این شاخص ضریب همبستگی مدل به ۰/۹۰ می‌رسد. در گام بعد سایر پارامترها به ترتیب وارد مدل می‌شود. در انتها، مدلی با تمامی شاخص‌ها به جز شاخص NDVI با همبستگی ۰/۹۴ ارائه شد (معادله ۱۰).

معادله (۱۰)

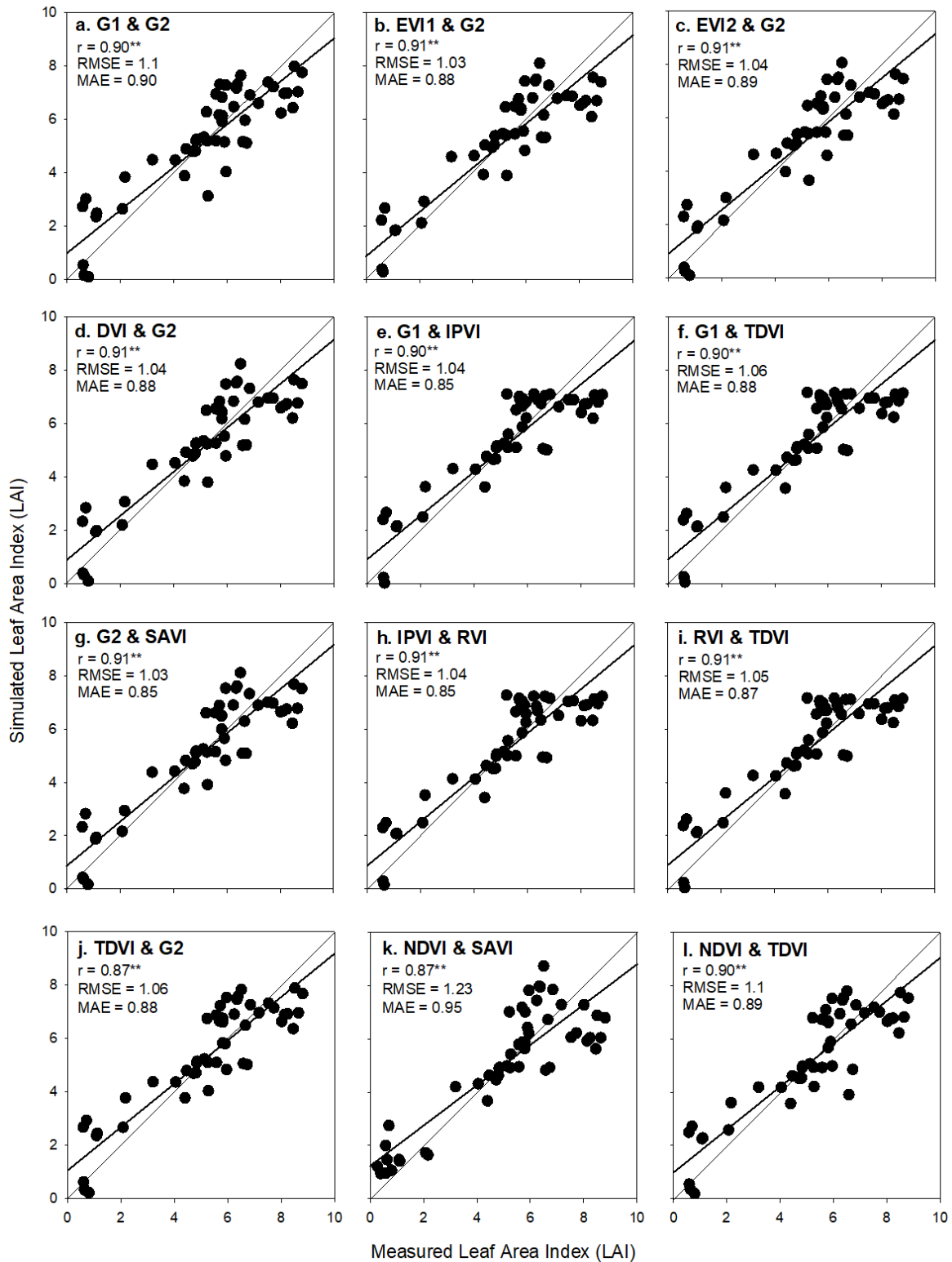
$$LAI = 9.0476 + 35.5529EVI1 - 25.4178EVI2 - 29.4766DVI + 15.1266G1 - 16.7631G2 + 44.8729IPVI - 2.1947RVI + 20.9606SAVI - 6.6246TDVI$$

با توجه به شکل ۶ همبستگی شاخص سطح برگ مشاهده شده با شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده بر اساس تمامی ۱۲ ترکیب پیشنهادی شاخص‌های پوشش گیاهی در سطح یک درصد معنی‌دار بود. دامنه آماره RMSE برای شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده بر اساس مدل‌ها رگرسیون خطی چند متغیره خطی از ۱/۱ تا ۱/۲۳ بود. که دامنه این آماره مانند آماره MAE نسبت به مدل رگرسیون خطی تک متغیره کاهش یافته است (شکل‌های ۶ و ۴). اگرچه همبستگی دقت شاخص G2 از شاخص EVI1 و EVI2، علی‌رغم همبستگی بالاتر ($r = 0.88^{**}$) در برآورد شاخص سطح برگ کمتر است (شکل‌های ۴c، ۴b، ۴h). اما در ترکیب G1 با EVI1 و EVI2 هم میزان همبستگی (به ترتیب ۰/۹۱ و ۰/۹۱) و هم دقت مدل (به ترتیب ۱/۰۴، ۱/۰۳) در برآورد شاخص سطح برگ افزایش یافته است. که این افزایش دقت را می‌توان به حساسیت بیشتر G2 به شاخص سطح برگ بالاتر از ۸ و EVI1 و EVI2 به شاخص سطح برگ کمتر از ۶ نسبت داد (شکل‌های ۴c و ۴e). میزان دقت برآورد شاخص سطح برگ با استفاده از ترکیب دو شاخص NDVI و SAVI نسبت به مدل خطی NDVI بیشتر از SAVI افزایش یافته است، که به طور کلی بیانگر کارایی بهتر مدل رگرسیون چند متغیره NDVI و SAVI و تک متغیره SAVI نسبت به NDVI در برآورد شاخص سطح برگ است (شکل‌های ۴a، ۴b، ۴f). از آنجایی که دو شاخص NDVI و SAVI از لحاظ حساسیت مکمل هم هستند و شاخص G2 جذر NDVI حساسیت بیشتری به شاخص سطح برگ نسبت به NDVI دارد، ترکیب این شاخص از دقت و همبستگی نسبتاً بالاتری در برآورد شاخص سطح برگ نسبت به سایر شاخص‌ها به جز شاخص EVI1 و G2 (کاملاً مشابه) دارد (شکل ۴g). به طور کلی می‌توان اظهار داشت که ترکیب اکثر شاخص‌های پوشش گیاهی با شاخص G2 دقت برآورد شاخص سطح برگ را در محدوده‌های بالاتر از ۶ افزایش می‌دهد (شکل‌های ۴ و ۶). علاوه بر این، شاخص‌های TDVI، SAVI و IPVI نیز به علت حساسیت بیشتر به شاخص سطح برگ ۴ تا ۶، دقت برآورد را با سایر شاخص‌ها در این بازه افزایش می‌دهد (شکل‌های ۴ و ۶).

در ادامه برای افزایش دقت برآورد شاخص سطح برگ به دلیل اهمیت بالای شاخص سطح برگ در اکوسیستم‌های زراعی، به جز رگرسیون خطی دو گانه، رگرسیون خطی چندگانه نیز مورد بررسی



شکل ۵- بررسی توابع رگرسیون خطی چندگانه شاخص سطح برگ اندازه‌گیری شده با شاخص‌های گیاهی در مزارع گندم (استان قدس رضوی)
 Fig. 5- Multiple linear regression analysis for measured Leaf area index (LAI) relationships with Vegetation Indices at wheat fields (Astan Quds Razavi)

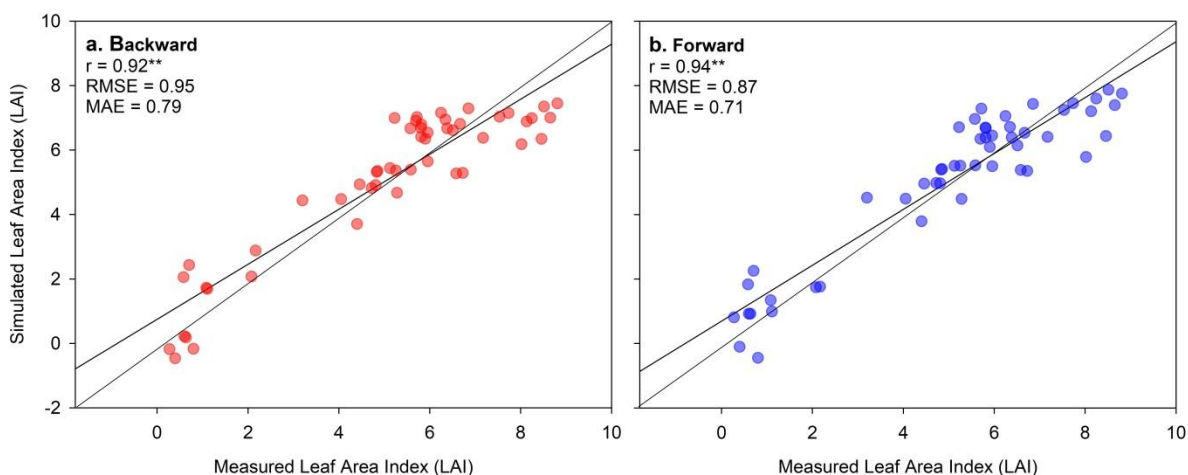


شکل ۶- پراکندگی بین شاخص سطح برگ اندازه‌گیری و شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده بر اساس معادلات شکل ۵

Fig. 6- Scatter plots between measured leaf area index (LAI) and simulated leaf area index based on equation in Figure 5

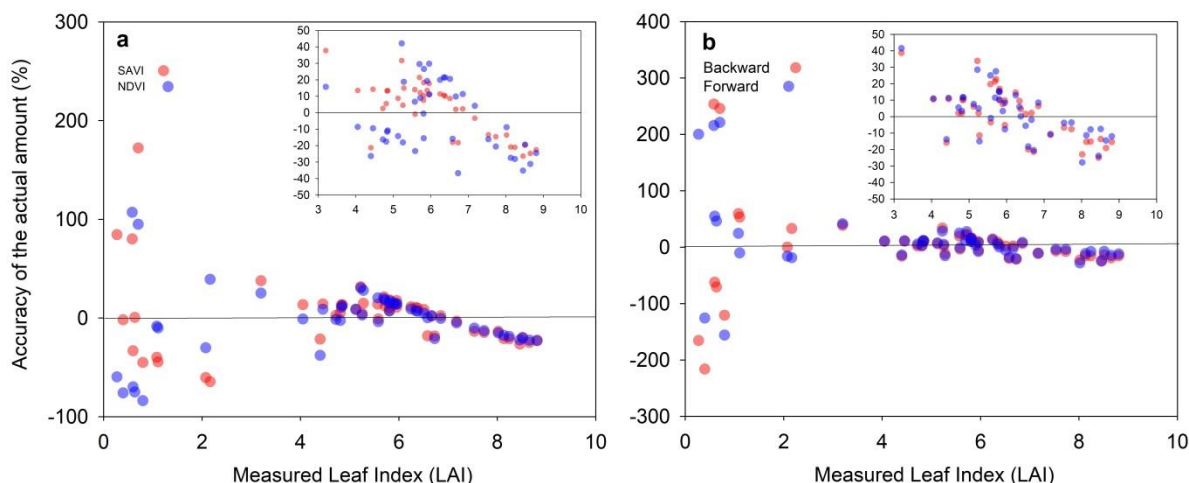
استفاده از پارامترهای زیادی دارد (شکل ۷b). لازم به ذکر است این افزایش دقت در برآورد با توجه به میزان دقت نقطه‌ای (معادله ۸، سنجه E) از مقدار واقعی شاخص سطح برگ به دلیل افزایش حساسیت مدل به مقدار شاخص سطح برگ متوسط تا بالا (بالا تر از ۳) است (شکل ۸b).

دقت مدل گزینش پیش‌رونده و پس‌رونده نسبت با سایر مدل‌ها در برآورد شاخص سطح برگ بهبود یافته است (به ترتیب ۰/۸۷ و ۰/۹۵) (شکل‌های ۷a، ۷b، شکل‌های ۸c و ۸d). اگرچه دقت برآورد شاخص سطح برگ گندم در روش گزینش پیش‌رونده نسبت به تمامی مدل‌های ذکر شده در این مقاله بیشتر است، اما محاسبه آن نیاز به



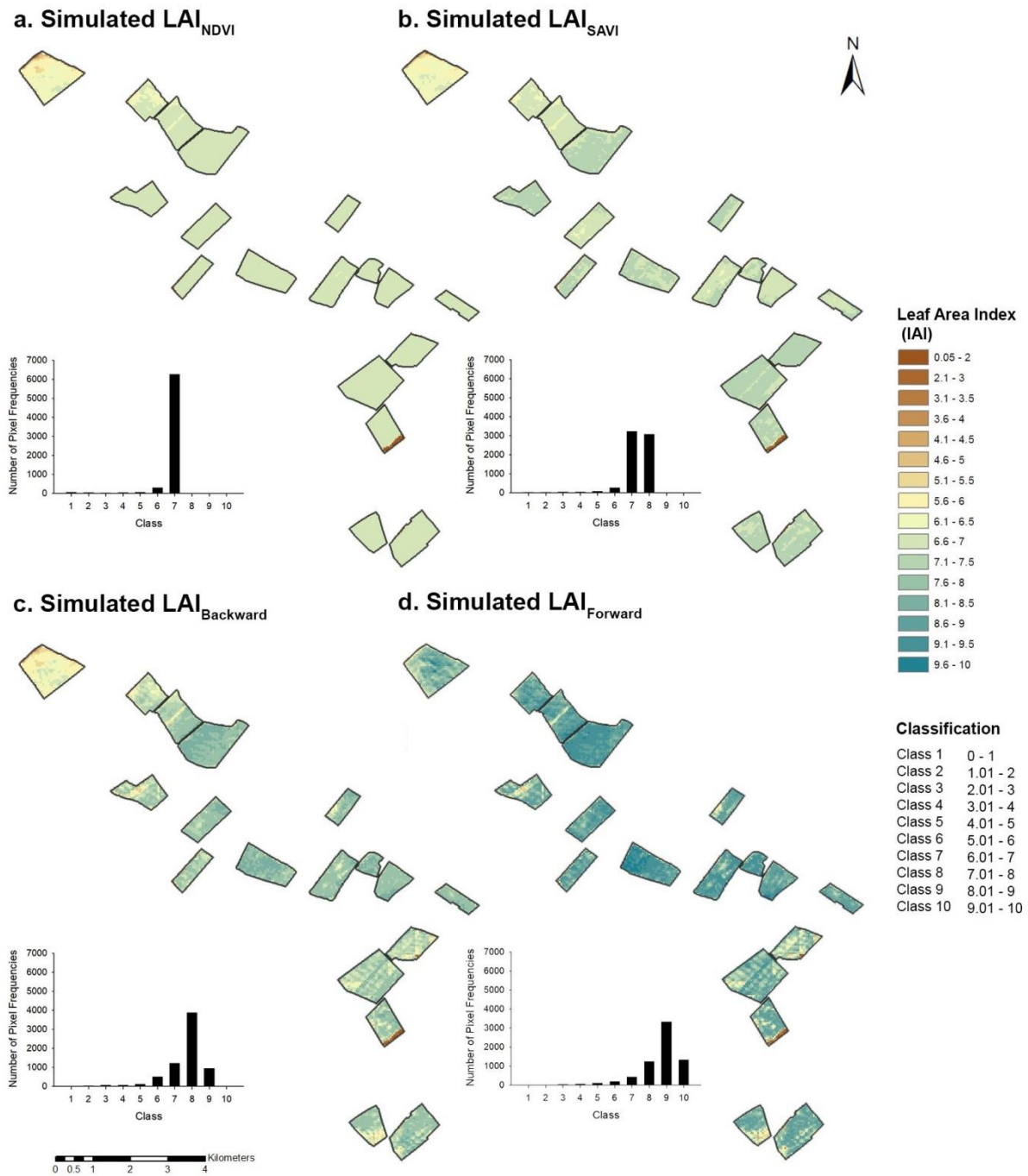
شکل ۷- پراکندگی بین شاخص سطح برگ اندازه‌گیری و شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده بر اساس معادلات رگرسیون چندگانه گام به گام حذف پس‌رونده (a) و گزینش پیش‌رونده (b)

Fig. 7- Scatter plots between measured leaf area index and simulated leaf area index based on the multiple regression equations of step-by-step backward (a) and forward (b)



شکل ۸- درصد دقت نقطه‌ای (E) شاخص سطح برگ اندازه‌گیری و شاخص سطح برگ شبیه‌سازی شده بر اساس NDVI، SAVI (a) و معادلات رگرسیون چندگانه گام به گام حذف پس‌رونده و گزینش پیش‌رونده (b)

Fig. 8- Point accuracy percentage (E) between measured leaf area index and simulated leaf area index based on NDVI, SAVI (a) and the multiple regression equations of stepwise backward and forward (b)



شکل ۹- نقشه حداکثر شاخص سطح برگ مزارع گندم آستان قدس رضوی مشهد با استفاده از رگرسیون خطی (a و b) و رگرسیون چندگانه گام به گام حذف پیش‌رونده (c) و گزینش پس‌رونده (d)

Fig. 9- Maximum leaf area index difference maps in wheat fields of Astan Quds Razavi Mashhad using linear regression (a. b.) and multiple regression of step-by-step backward (c) and forward (d)

در حالی که میزان دقت مدل‌های برآوردکننده شاخص سطح برگ بر اساس روش گزینش پیش‌رونده و پس‌رونده (شکل ۸b) نسبت به مدل‌های غیرخطی برآورد شاخص سطح برگ بر اساس SAVI و NDVI (شکل ۸a) برای شاخص سطح برگ کمتر از ۱، کمتر است. افزایش در دقت برآورد حداکثر شاخص سطح برگ گندم، با استفاده از رگرسیون چندگانه نسبت به رگرسیون خطی ساده در شکل ۹ به

شکل ۹- نقشه حداکثر شاخص سطح برگ مزارع گندم آستان قدس رضوی مشهد با استفاده از رگرسیون خطی (a و b) و رگرسیون چندگانه گام به گام حذف پیش‌رونده (c) و گزینش پس‌رونده (d)

چندگانه برای برآورد شاخص سطح برگ دانستند (Miri et al., 2017). این اظهار نظر بیانگر قابلیت مدل یاد شده و اهمیت شاخص‌های NDVI، RVI و SAVI در زمینه مدل‌سازی شاخص سطح برگ است. کوواس و همکاران (۷) نیز در مطالعه‌ای در جنگل‌های تخریب شده مانگرو مکزیک اظهار داشتند که مدل‌های رگرسیونی به‌دست آمده از شاخص پوشش گیاهی NDVI و SR برآورد دقیق‌تری از شاخص سطح برگ نسبت به مدل‌های رگرسیون تک متغیره داشتند. این نتایج با مطالعات سایر محققین هم‌خوانی دارد (Zhang et al., 2011; Persson, 2014 Soudani et al., 2006).

نتیجه‌گیری

نتایج مطالعات در این تحقیق نشان داد که شبیه‌سازی شاخص سطح برگ بر اساس معادلات موجود در مراجع با استفاده از شاخص NDVI، EVI2 و EVI1 استخراج شده از تصاویر ماهواره لندست ۸ برای منطقه مورد مطالعه با توجه به مقدار خطا (RMSE, MAE) دارای دقت پایینی است. این مطلب تأییدی بر ضرورت بررسی و واسنجی معادلات برای منطقه مورد مطالعه است. نتایج تحلیل رگرسیون ساده با مدل‌های خطی، درجه دوم و تابع نمایی بین شاخص سطح برگ گندم و شاخص‌های پوشش گیاهی نشان‌دهنده قدرت بالاتر توابع نمایی در برآورد شاخص سطح برگ با استفاده از شاخص‌های NDVI، SAVI بود. لازم به ذکر است، علی‌رغم دقت پایین تمامی شاخص‌ها به جز G2 در برآورد شاخص سطح برگ، دقت برآورد شاخص سطح برگ با استفاده از ترکیب دو شاخص G2 با EVI1 و G2 با SAVI بهبود یافت. در انتها، بهترین معادله برآورد کننده شاخص سطح برگ با استفاده از رگرسیون چندگانه گام به گام پیش‌رونده با خطا ۰/۸۷ و همبستگی ۰/۹۴ به دست آمد.

وضوح به تصویر کشیده شده است. همچنین، قدرت تفکیک حداکثر شاخص سطح برگ، در روش برآورد شاخص سطح برگ با استفاده از شاخص SAVI نسبت به NDVI به دلیل حساسیت بیشتر این شاخص به شاخص سطح برگ متوسط به بالا افزایش یافته است (شکل‌های ۸a و ۸b).

نقشه شکل ۹، نشان‌دهنده حداکثر شاخص سطح برگ برآورد شده بر اساس شاخص پوشش گیاهی NDVI و SAVI و معادلات ۹ و ۱۰ و همچنین فراوانی شاخص سطح برگ در دسته‌های متفاوت می‌باشد. حداکثر شاخص سطح برگ برآورد شده با استفاده از دو مدل رگرسیون ساده NDVI و SAVI به ترتیب تنها قادر به تشخیص شاخص سطح برگ ۶ تا ۷ (۹۱/۶ درصد پیکسل‌ها) و ۶ تا ۸ (۹۲/۴ درصد پیکسل‌ها) بوده است. این در حالی است که دقت برآورد شاخص سطح برگ با استفاده از روش گزینش پیش‌رونده و حذف پس‌رونده نسبت به دو مدل رگرسیون ساده NDVI و SAVI افزایش یافته است به گونه‌ای که این دو مدل حساسیت بیشتری به مقدار شاخص سطح برگ بالاتر را نشان دادند. در مدل رگرسیون پیش‌رونده، ۸۸ درصد پیکسل‌ها به شاخص سطح برگ ۷، ۸ و ۹ و در روش گزینش پیش‌رونده به ترتیب ۷، ۱۸، ۴۹ و ۲۰ درصد از پیکسل‌های به دسته ۷ تا ۱۰ اختصاص یافت. به عبارتی این دو مدل بر خلاف دو مدل رگرسیون ساده NDVI که حداکثر شاخص سطح برگ را برای ۹۱/۶ درصد مزرعه حدود ۷ برآورد کرده است، قدرت تفکیک بهتری در برآورد حداکثر شاخص سطح برگ دارد (شکل ۹). در ضمن کمترین میزان شاخص سطح برگ به حاشیه برخی مناطق مربوط بود که احتمالاً دخالت عوامل طبیعی منجر به از بین رفتن بخشی از پوشش گیاهی مزرعه شده است.

سایر محققین نیز از مدل رگرسیون خطی چندگانه برای برآورد دقیق‌تر شاخص سطح برگ استفاده کردند. از جمله، میری و همکاران در مطالعه بر شاخص سطح برگ جنگل‌های زاگرس، مجموع سه متغیر NDVI، RVI و SAVI با ضریب تبیین ۰/۷۵ را بهترین مدل

منابع

- Asrar, G., Fuchs, M., Kanemas, E.T., and Hatfield, J.L. 1984. Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agronomy Journal* 76: 300-306.
- Band, L.E., Peterson, D.L., Running, S.W., Dungan, J., Lathrop, R., Coughlan, J., Lammers, L., and Pierce, L.L. 1991. Forest ecosystem processes at the watershed scale: Basis for Distributed Simulation. *Ecological Modeling* 56: 171–196.
- Bannari, A., Asalhi, H., and Teillet, P. 2002. Transformed Difference Vegetation Index (TDVI) for Vegetation Cover

- Mapping. In Proceedings of the Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 02, IEEE International 5: 3053-3055.
- Birth, G.S., and McVey, G.R. 1968. Measuring the Color of Growing Turf with a Reflectance Spectrophotometer. *Agronomy Journal* 60(6): 640-643.
- Boegh, E., Soegaard, H., Broge, N., Hasager, C., Jensen, N., Schelde, K., and Thomsen, A. 2002. Airborne Multi-Spectral Data for Quantifying Leaf Area Index, Nitrogen Concentration and Photosynthetic Efficiency in Agriculture. *Remote Sensing of Environment* 81(2-3): 179-193.
- Bondeau, A., Kicklighter, D., and Kaduk, J. 1999. Comparing global models of terrestrial net primary productivity (NPP): Importance of vegetation structure on seasonal NPP estimates. *Global Change Biology* 5: 35-45.
- Bradley, B.A., and Mustard, J.F. 2008. Comparison of phenology trends by land cover class: A case study in the Great Basin, USA. *Global Change Biology* 14: 334-346.
- Broge, N.H., and Leblanc, E. 2001. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. *Remote Sensing of Environment* 76: 156-172.
- Cao, X., Zhou, Z., Chen, X., Shao, W., and Wang, Z. 2015. Improving leaf area index simulation of IBIS model and its effect on water carbon and energy-A case study in Changbai Mountain broadleaved forest of China. *Ecological Modelling* 303: 97-104.
- Chen, J.M., and Cihlar, J. 1996. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images. *Remote Sensing of Environment* 55: 153-162.
- Chen, S., Billings, S.A., and Luo, W. 1989. Orthogonal least squares methods and their application to nonlinear system identification. *International Journal of Control* 50: 1873-1896.
- Cleland, E.E., Chuine, I., Menzel, A., Mooney, H.A., and Schwartz, M.D. 2007. Shifting plant phenology in response to global change. *Trends in Ecology and Evolution* 22: 357-365.
- Crippen, R.E. 1990. Calculating the vegetation index faster. *Remote Sensing of Environment* 34: 71-73.
- Darvishzadeh, R., Skidmore, A., Schlerf, M., and Atzberger, C. 2008. Inversion of a Radiative Transfer Model for Estimating Vegetation LAI and Chlorophyll in a Heterogeneous Grassland. *Remote Sensing of Environment* 112 (5): 2592-2604.
- Daughtry, C.S.T., Gallo, K.P., Goward, S.N., Prince, S.D., and Kustas, W.P. 1992. Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies. *Remote Sens. Environ* 39: 141-152.
- Dijk, V.A., and Bruijnzeel, L.A. 2000. Modeling rainfall interception by vegetation of variable density using an adapted analytical model: Part 1: Model Description. *Journal of Hydrology* 247: 230-238.
- Fan, L., Gao, Y., Brocks, H., and Bernhofer, C. 2009. Investigating the relationship between NDVI and LAI in semiarid grassland in Inner Mongolia using in-situ measurements. *Theoretical Applied Climatology* 95: 151-156.
- Fang, H.L., Liang, S.L., and Kuusk, A. 2003. Retrieving leaf area index using a genetic algorithm with a canopy radiative transfer model. *Remote Sensing of Environment* 85: 257-270.
- Faridhosseini, A., Astaraei, A.R., Sanaeinejad, S.H., and Mirhoseini Moosavi, P. 2012. Estimation of leaf area index using IRS satellite images. *Iranian Journal of Field Crops Research* 10 (3): 577-582. (In Persian with English abstract)
- Fassnacht, K.S., Gower, S.T., Norman, J.M., and McMurtric, E.R. 1994. A comparison of optical and direct methods for estimating foliage surface area index in forests. *Agricultural and Forest Meteorology* 71: 183-207.
- Gao, F., Anderson, M.C., Kustas, W.P., and Houborg, R. 2014. Retrieving Leaf Area Index from Landsat Using MODIS LAI Products and Field Measurements. *IEEE Geosci. Remote Sensing Letters* 11: 773-777.
- Gitelson, A.A., Peng, Y., Arkebauer, T.J., and Schepers, J. 2014. Relationships between gross primary production, green LAI, and canopy chlorophyll content in maize: Implications for remote sensing of primary production. *Remote Sensing of Environmen*, 144: 65-72.
- Gitelson, A.A., Vina, A., Arkebauer, T.J., Rundquist, D.C., Keydan, G.P., and Leavitt, B. 2003b. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies. *Geophysical Research Letters* 30(5): 1248.
- Gitelson, A.A., Wardlow, B.D., Keydan, G.P., and Leavitt, B. 2007. An evaluation of MODIS 250-m data for green LAI estimation in crops. *Geophysical Research Letters* 34(20): L20403.
- Gong, P., Ruiliang, P.U., Biging, S.G., and Larrieu, M.R. 2003. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from hyper ion hyper spectral data. *I.E.E.E. Transactions on Geosciences and Remote Sensing*

- 41(6): 360-367.
- Gray, J., and Song, C. 2012. Mapping leaf area index using spatial, spectral, and temporal information from multiple sensors. *Remote Sensing of Environment* 119: 173-183.
- Guindin-Garcia, N., Gitelson, A.A., Arkebauer, T.J., Shanahan, J., and Weiss, A. 2012. An evaluation of MODIS 8- and 16-day composite products for monitoring maize green leaf area index. *Agricultural and Forest Meteorology* 161: 15-25.
- Hatfield, J.L., Gitelson, A.A., Schepers, J.S., and Walthall, C.L. 2008. Application of spectral remote sensing for agronomic decisions. *Agronomy Journal* 100: S-117-S-131.
- Huete, A. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment* 25(3): 295-309.
- Huete, A.R., Liu, H.Q., Batchily, K., and VanLeeuwen, W. 1997. A comparison of vegetation indices global set of TM images for EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment* 59: 440-451.
- Jiang, Z., Huete, A.R., Didan, K., and Miura, T. 2008. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment* 112: 3833-3845.
- Karlsen, S.R., Høgda, K.A., Wielgolaski, F.E., Tolvanen, A., Tømmervik, H., Poikolainen, J., and Kubin, E. 2009. Growing-season trends in fennoscandia 1982-2006, determined from satellite and phenology data. *Climate Research* 39: 275-286.
- Khan, J.A., Aelst, S.V., and Zamar, R.H. 2007. Building a robust linear model with forward selection and stepwise procedures. *Computational Statistics and Data Analysis* 52: 239-248.
- Koetz, B., Baret, F., Poilvé, H., and Hill, J. 2005. Use of coupled canopy structure dynamic and radiative transfer models to estimate biophysical canopy characteristics. *Remote Sensing of Environment* 95: 115-124.
- Kovacs, J.M., Flores-Verdugo, F., Wang, J., and Aspden, L.P. 2004. Estimating leaf area index of a degraded mangrove forest using high spatial resolution satellite data. *Aquatic Botany* 80(1): 13-22.
- Le Maire, G., Marsden, C., Verhoef, W., Ponzoni, F. J., Lo Seen, D., Bégué, A., Stape, Z., and Nouvellon, Y. 2011. Leaf area index estimation with MODIS reflectance time series and model inversion during full rotations of Eucalyptus plantations. *Remote Sensing of Environment* 115(2): 586-599.
- Lu, L., Li, X., Ma, M.G., Che, T., Huang, C.L., Veroustraete, F., Dong, Q.H., Ceulemans, R., and Bogaert, J. 2004. Investigating relationship between Landsat ETM₊ data and LAI in a semiarid grassland of Northwest China. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International* 6: 3622-3625.
- Masemola, C., Cho., M.A., and Ramoelo, A. 2016. Comparison of Landsat 8 OLI and Landsat 7 ETM+ for estimating grassland LAI using model inversion and spectral indices: case study of Mpumalanga, South Africa. *International Journal of Remote Sensing* 37(18): 4401-4419.
- Miri, N., Darvishsefat, A.A., Zargham, N., and Shakeri, Z. 2017. Estimation of leaf area index in Zagros forests using Landsat 8 data. *Iranian Journal of Forest* 9(1): 29-42.
- Moulin, S., and Guerif, M. 1999. Impacts of model parameter uncertainties on crop reflectance estimates: A regional case study on wheat. *International Journal of Remote Sensing* 20: 213-218.
- Myneni, R.B., Nemani, R.R., and Running, S.W. 1997. Estimation of global leaf area index and absorbed par using radiative transfer models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 35: 1380-1393.
- Nguy-Robertson, A.L., Gitelson, A.A., Peng, Y., Vina, A., Arkebauer, T.J., and Rundquist, D.C. 2012. Green leaf area index estimation in maize and soybean: combining vegetation indices to achieve maximal sensitivity. *Agronomy Journal* 104: 1336-1347.
- Noori R., Hoshyaripour G.H., Ashrafi, K.H., and Najdar Araabi, B. 2010. Uncertainty analysis of developed ANN and ANFIS models in prediction of carbon monoxide daily concentration. *Atmospheric Environment* 44: 476-482.
- Persson, S. 2014. Estimating leaf area index from satellite data in deciduous forests of southern Sweden. Student thesis series INES.
- Pettorelli, N., Vik, J.O., Mysterud, A., Gaillard, J.M., Tucker, C.J., and Stenseth, N.C. 2005. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends in ecology and evolution* 20(9): 503-510.
- Pinter, P.J., J.L., Hatfield, J.S., Schepers, E.M., Barnes, M.S., Moran, C.S.T., Daughtry, and Upchurch, D.R. 2003. Remote sensing for crop management. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 69(6): 647-664.
- Pinty, B., Laverne, T., Widlowski, J.L., Gobron, N., and Verstraete, M.M. 2009. On the need to observe vegetation canopies in the near-infrared to estimate visible light absorption. *Remote Sensing of Environment* 113: 10-23.

- Pontailier, J.Y., Hymus, G.J., and Drake, B.G. 2003. Estimation of leaf area index using ground-based remote sensed NDVI measurements: validation and comparison with two indirect techniques. *Canadian Journal of Remote Sensing* 29: 381–387.
- Price, J.C., and Bausch, W.C. 1995. Leaf area index estimation from visible and near-infrared reflectance data. *Remote sensing of environment* 52: 55–65.
- Richardson, A.J., Wiegand, C.L., Wanjura, D.F., Dusek, D., and Steiner, J.L. 1992. Multisite analysis of spectral-biophysical data for sorghum. *Remote Sensing of Environment* 47: 71–82.
- Saito, K., Ogawa, S., Aihara, M., and Otowa, K. 2001. Estimates of LAI for forest management in Okutama. *Proc. ACRS 2001 - 22nd Asian Conference on Remote Sensing 5-9 November 2001, Singapore. Vol. 1, pp. 600-605.*
- Soudani, K., François, C., Le Maire, G., Le Dantec, V., and Dufrêne, E. 2006. Comparative analysis of IKONOS, SPOT, and ETM+ data for leaf area index estimation in temperate coniferous and deciduous forest stands. *Remote sensing of environment* 102(1): 161-175.
- Teillet, P.M., Staenz, K., and Williams, D.J. 1997. Effects of spectral spatial and radiometric characteristics of remote sensing vegetation indices of forested regions. *Remote Sensing of Environment* 61: 139–149.
- Tucker, C.J. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment* 8: 127–150.
- Turner, D.P., Cohen, W.B., Kennedy, R.E., Fassnacht, K.S., and Briggs, J.M. 1999. Relationships between Leaf Area Index and Landsat TM Spectral Vegetation Indices across Three Temperate Zone Sites. *Remote Sensing of Environment* 70 (1): 52–68.
- Van Wijk, M.T., and Williams, M. 2005. Optical instruments for measuring leaf area index in low vegetation: application in arctic ecosystems. *Ecological Applications* 15(4): 1462–1470.
- Vina, A., Gitelson, A.A., Nguy-Robertson, A.L., and Peng, Y. 2011. Comparison of different POvegetation indi +/85200c14es for the remote assessment of green leaf area index of crops. *Remote Sensing of Environment* 115: 3468–3478.
- Wang, X.X., Chen, S., Lowe, D., and Harris, C.J. 2006. Sparse support vector regression based on orthogonal forward selection for the generalised kernel model. *Neurocomputing* 70: 462-474.
- Watson, D.J. 1947. Comparative physiological studies on the growth of field crops: I, Variation in net assimilation rate and leaf area between species and varieties, and within and between years. *Annals of Botany* 11: 41–76.
- White, M.A., Thornton, P.E., and Running, S.W. 1997. A continental phenology model for monitoring vegetation responses to interannual climatic variability. *Global Biogeochemical Cycles* 11: 217-234.
- Zhang, Z., He, G., Wang, X., and Jiang, H. 2011. Leaf area index estimation of bamboo forest in Fujian province based on IRS P6 LISS 3 imagery. *International Journal of Remote Sensing* 32(19): 5365-5379.



Comparison of Different Spectral Vegetation Indices for the Remote Assessment of Winter Wheat Leaf Area Index in Mashhad

S. Asadi¹, M. Bannayan^{2*}, M. Jahan³ and A. Faridhosseini⁴

Submitted: 13-11-2017

Accepted: 27-02-2018

Asadi, S., Bannayan, M., Jahan, M., and Faridhosseini, A. 2018. Comparison of different spectral vegetation indices for the remote assessment of winter wheat leaf area index in Mashhad. *Journal of Agroecology*. 10(3): 913-934.

Introduction

The role of leaf area index (LAI) in terrestrial ecosystems is undeniable. LAI affects the amount of carbon, water and energy metabolism. Also, many agronomic, environmental and meteorological applications require information on the status of LAI. The time series of the spectral indices obtained from the remote sensing indicates its usefulness in detecting regional-scale LAI changes. So, the desire for the development of models for estimating LAI was increased with using satellite images. Vegetation Indices (VIs), especially the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Ratio Vegetation Index (RVI), are most widely used. According to the different sensitivity of VIs to the value of LAI and vegetation characteristics, in this study, we tried to determine an algorithm with a higher accuracy to estimate the LAI of wheat using more variables (VIs).

Material and Methods

In this study, regarding the wheat growth period in Astan Quds Razavi (AQR) farms, the Landsat 8 satellite images were used from November 22, 2014 to June 20, 2015. LAI was measured simultaneously with passing of Landsat 8 (16-day intervals) from AQR Fields of Mashhad (in five dates from 17 farms) during wheat growing season in 2014-2015.

After pre-processing of satellite images, VIs including the Difference Vegetation Index (DVI), NDVI, RVI, Transformed Difference Vegetation Index (TDVI), Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), Infrared Percentage Vegetation Index (IPVI), Greenness Index (G_1 and G_2) and Enhanced Vegetation Index (EVI_1 and EVI_2) were calculated. To select the best variables and the equation for estimating LAI, simple regression (linear, quadratic and exponential) and multiple linear regression (Backward and Forward) methods were used. Finally, to validate and assess the accuracy of the presented models, the mean square error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Point accuracy based on a percentage of actual value (E%) and correlation coefficient (r) was used.

Results and Discussion

The results of this study showed that simulation of LAI based on the existing equations in the references using the NDVI, EVI_1 and EVI_2 indices extracted from Landsat 8 satellite images has low accuracy (RMSE: 2.71, 3.65 and 3.65). This confirms the necessity of examining and calibrating equations. The results indicate that the accuracy of the wheat LAI estimation by using the NDVI and SAVI index was increased by exponential functions (RMSE: 1.18 and 1, respectively) compared to the linear model (RMSE: 1.46 and 1.26, respectively). This increase was due to a more accurate estimation LAI lower than 4 and the fixed value of LAI simulated in a range of actual LAI higher than 6. The accuracy of LAI estimation was increased with combination of two VIs (NDVI and SAVI) compared to the linear model of each index separately. Also, the highest accuracy of LAI estimation from the combination of G_2 with SAVI and EVI_1 (RMSE: 1.03, 1.03, respectively) was observed due to the higher sensitivity of G_2 to medium and high LAI compared to NDVI. In

1, 2 and 3- PhD. Student of Agroecology, Professor and Associate Professor, Department of Agronomy, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran, respectively.

4- Associate Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.

(* - Corresponding Author Email: mobannayan@yahoo.com)

DOI: 10.22067/jag.v10i3.68724

addition, the backward and forward regression model was improved the accuracy of wheat LAI estimation compared to other models, due to the greater sensitivity of this model to LAI higher than 6 (RMSE: 0.87 and 0.95, respectively). Although the accuracy of wheat LAI estimation by the forward regression model was higher than all models, but its calculation requires the use of many parameters.

Conclusion

Since LAI is an important biophysical parameter in ecological modeling. Accurate and fast estimation of this parameter in large scale for ecological models such as yield and evapotranspiration, and carbon exchange is very important. Considering the results of this research and the opinions of other researchers, it can be stated that the accuracy of the exponential functions and multiple linear regression (Forward regression model) for estimating LAI was higher than simple linear regression.

Keywords: Adjustable vegetation indexes, Enhanced vegetation index, Multiple regression, Normalized difference vegetation Index