



سجش از دور

GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران  
Iranian Remote Sensing & GIS

سال سیزدهم، شماره سوم، پاییز ۱۴۰۰  
Vol.13, No. 3, Autumn 2021

۷۲-۵۹  
مقاله پژوهشی

## تخمین تولید محصول کلزا مبتنی بر سری زمانی داده‌های سنجش از دور

داود عاشورلو<sup>۱\*</sup>، حمید صالحی شهرابی<sup>۲</sup>، حامد نعمت‌اللهی<sup>۳</sup>

۱. استادیار مرکز مطالعات سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی
۲. دانشجوی دکتری مرکز مطالعات سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی
۳. مرکز مطالعات سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۳/۲۳

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۰۲/۰۱

### چکیده

شاخص‌های طیفی پوشش گیاهی به‌منزله ابزار مناسب برای تخمین میزان تولید محصولات کشاورزی استفاده می‌شوند. با این حال، تعداد محدود تصاویر از عوامل اصلی کاهش کارایی شاخص‌ها به‌منظور تخمین تولید شمرده می‌شود. از سوی دیگر، ارزیابی توانایی شاخص‌ها در تخمین تولید از راه ترکیب داده‌های مادیس و لندست، در مواردی که تعداد داده‌های لندست کم باشد، کمتر مورد توجه قرار گرفته است. هدف تحقیق حاضر، در گام نخست، معرفی شاخص‌ها یا شاخص منتخب در تخمین تولید کلزا و در گام بعدی، استفاده از تکنیک‌های تلفیق داده برای افزایش کارایی شاخص منتخب است. کلزا از جمله محصولات کشاورزی است که، به‌دلیل گل‌دهی در دوره رشد، ویژگی‌های طیفی خاصی دارد. در این تحقیق، پایگاه داده‌ای از میزان تولید محصول کلزا و سری زمانی داده‌های لندست و مادیس کشت‌و صنعت مغان تهیه و سپس ده شاخص متفاوت به‌قصد تخمین تولید کلزا ارزیابی شد. در ادامه، رابطه میزان تولید با شاخص پیشنهادی بررسی و مشخص شد که شاخص NDVI، در طول زمان گل‌دهی، دقتی بیشتر از سایر شاخص‌ها دارد ( $r = 0.73$ ). با تلفیق داده‌های سری زمانی لندست و مادیس مبتنی بر الگوریتم مدل تطبیقی ادغام بازتابندگی مکانی و زمانی بهبودیافته (ESTARFM)، همبستگی و  $RMSE$  (kg/ha) به ترتیب ۷٪ و ۰.۱۱ افزایش و کاهش یافت. تحقیق حاضر نشان داد که استفاده از تکنیک‌های تلفیق داده امکان افزایش کارایی شاخص‌های طیفی را به‌منظور تخمین تولید محصول فراهم می‌کند.

**کلیدواژه‌ها:** کشاورزی، شاخص‌های طیفی، تخمین تولید، کلزا، تلفیق داده، مادیس و لندست.

\* نویسنده مکاتبه‌کننده: تهران، اوین، دانشگاه شهید بهشتی، دانشکده علوم زمین، مرکز مطالعات سنجش از دور و GIS. تلفن: ۰۹۱۲۳۷۵۰۱۸۶ - ۰۲۱۲۲۴۳۱۷۲۳

## ۱- مقدمه

داده‌های سنجش از دور، به منظور تخمین میزان تولید محصولات کشاورزی، به کرات در مقیاس محلی و منطقه‌ای به کار می‌روند. روش‌های توسعه‌یافته بیشتر بر پایه شاخص‌های پوشش گیاهی‌اند و کارایی بالایی در تخمین محصول دارند (Becker-Reshef et al., 2010). رویکردهای استفاده از شاخص‌ها در تخمین محصول متفاوت است به طوری که، در برخی تحقیقات، از یک یا چند داده در طول دوره رشد محصول استفاده می‌شود (Mkhabela et al., 2011) و در برخی دیگر، این شاخص‌ها به صورت تجمعی در طول دوره رشد به کار می‌روند (Boken & Shaykewich, 2002). به منظور افزایش دقت تخمین تولید، شاخص‌های پوشش گیاهی با مدل‌های رشد محصول و داده‌های اقلیمی ترکیب می‌شود. شایان ذکر است که این نوع مدل‌ها نیازمند داده‌های میدانی دقیق و روش‌های بهینه‌سازی در تخمین پارامترهای مدل هستند. تعداد بالای پارامترهای ورودی این مدل‌ها اجرای آنها را، در مناطق وسیع و آنجا که اطلاعات میدانی دقیقی وجود ندارد، با مشکلاتی همراه می‌کند (Johnson et al., 2016).

شاخص‌های پوشش گیاهی مبتنی بر استفاده از دو یا چند طول موج از طریق رابطه‌ای جبری‌اند که برای استخراج سیگنال گیاه توسعه یافته‌اند و مقادیرشان تحت تأثیر ساختمان برگ، ساختار هندسی گیاه، سایه، رطوبت خاک، خاک زمینه و اتمسفر قرار می‌گیرد (Huete, 1987). بن<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۱۶) شاخص‌های متفاوتی را شامل NDVI، TCI، NDVI و BNDVI برای تخمین تولید پیشنهاد دادند که، از این میان، NDVI بیشتر از سایر شاخص‌ها در تخمین تولید کاربرد دارد. شاخص NDVI مبتنی بر دو طول موج قرمز و مادون قرمز نزدیک است. پاسخ طیفی در ناحیه مرئی و به ویژه ناحیه قرمز طول موج تحت تأثیر غلظت کلروفیل قرار دارد در حالی که، در ناحیه مادون قرمز، از طریق شاخص سطح برگ و تراکم گیاه کنترل می‌شود. ترکیب این دو طول موج موجب تفکیک آنها از

دیگر پدیده‌ها، مانند خاک، می‌شود و از آن جاکه مبتنی بر فعالیت فتوشیمیایی و تراکم گیاه است، در تخمین بایومس و میزان تولید می‌توان از آن استفاده کرد. نکته مهم این است که این شاخص برای مقادیر بالای شاخص سطح برگ اشباع شده و بنابراین، کارایی لازم را نخواهد داشت (Gerstmann et al., 2016). بررسی‌های ساکاموتو<sup>۲</sup> و همکاران (۲۰۱۳) نشان داد که، در شرایط خشکسالی کشاورزی، شاخص‌های دمایی مانند TCI قادرند میزان تغییرات در تولیدات محصولات کشاورزی را به خوبی نشان دهند. برخی گیاهان، مانند آفتابگردان و کلزا، در مرحله‌ای از دوره رشد واکنشی متفاوت از سایر گیاهان به طیف مرئی نشان می‌دهند. این گیاهان، به دلیل داشتن گل‌های زرد، انرژی رسیده از برگ‌ها به سنجنده را تغییر می‌دهند. گل‌های زرد کلزا بازتابندگی در محدوده طول موج قرمز و سبز را افزایش می‌دهد اما، در محدوده لبه قرمز و مادون قرمز نزدیک، باعث تغییر چشمگیری در بازتابندگی نخواهد شد (Sulik & Long, 2016). در محصول کلزا، هرچه میزان گل دهی بیشتر باشد، مقدار تولید نهایی نیز بیشتر خواهد بود (Faraji et al., 2008; Sulik & Long, 2016). طبق مطالعات سالیک و لانگ<sup>۳</sup> (۲۰۱۶)، شاخص‌هایی مانند NDVI و BNDVI به ترتیب اختلاف نرمال شده سبز از آبی و مادون قرمز نزدیک از آبی را بیان می‌کند. این دو شاخص در تخمین میزان تولید کلزا با داده‌های سری زمانی لندست استفاده می‌شوند و دقت بالایی نشان داده‌اند.

شاخص‌های تخمین محصول کلزا، در مرحله گل‌دهی، با این فرض به کار رفته‌اند که نقشه‌ی اراضی کشت این محصول مشخص است. در ادامه، رابطه‌ی میزان تولید محصول کلزا و شاخص‌های NDVI و BNDVI در مورد این مزارع محاسبه شده است (Sulik & Long, 2016). نکته مهمی که باید توجه داشت این است که،

1. Ban
2. Sakamoto
3. Sulik & Long

## ۲- داده‌ها و روش‌ها

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه

مزارع کلزای شرکت کشت‌و صنعت مغان، واقع در شمال غرب ایران، به‌منزله منطقه مطالعاتی این تحقیق انتخاب شد. منطقه مورد نظر بین عرض جغرافیایی ۳۹.۴۶۵ تا ۳۹.۶۱۵ شمالی و طول جغرافیایی ۴۷.۵۴۸ تا ۴۸.۰۰۹ شرقی قرار گرفته است (شکل ۱). شرکت کشت‌و صنعت مغان یکی از بزرگ‌ترین شرکت‌های کشت‌و صنعت در ایران است که اراضی زراعی به مساحت تقریبی بیست‌هزار هکتار را در اختیار دارد. آب‌وهوای این منطقه نیمه‌خشک معتدل و میانگین بارندگی سالانه آن حدود ۲۹۲ میلی‌متر است. خاک‌های منطقه از جنس لوم، سیلت و رس است. بیش از ۹۰٪ اراضی در مزارع کشت‌و صنعت مغان آبی و بقیه دیم است. محصولات مهم منطقه را گندم، جو، یونجه، کلزا، پنبه، ذرت، چغندر قند و آفتابگردان تشکیل می‌دهد. این منطقه یکی از پیشرفته‌ترین مناطق کشاورزی ایران محسوب می‌شود که شبکه آبیاری و زهکشی و ماشین‌آلات پیشرفته کشاورزی دارد؛ بنابراین، می‌توان آن را یکی از مناطق مهم و پیشرفته ایران در این زمینه دانست که اطلاعات و داده‌های زمین‌های کشاورزی آن از چند دهه پیش ثبت شده است.

کشت کلزا، در این منطقه، پاییزه است و دوره رشد آن در حدود ۲۵۰ تا ۲۸۵ روز طول می‌کشد. کشت این محصول از اواخر شهریور تا اواخر مهر و برداشت آن یک‌ساله و بوته‌ای و با انشعابات محدود رشد می‌کند. مرحله اول رشد آن به‌صورت گیاهچه و مرحله دوم به‌صورت روزت است. در مرحله بعد، این گیاه تشکیل ساقه می‌دهد و هرچه ارتفاع ساقه بیشتر باشد، شاخه‌های جانبی آن نیز بیشتر است. در انتهای هر شاخه، گل‌آذین قرار می‌گیرد. برگ‌های پایینی ساقه،

در بیشتر مناطق کشاورزی، نقشه محصولات زراعی موجود نیست و ابتدا باید نوع محصولات مشخص شود. از طرف دیگر، در مناطقی که چندین محصول گوناگون کشت می‌شود، به‌دلیل تناوب کشت، نقشه محصولات زیرکشت از سالی به سال دیگر متفاوت است. با توجه به موارد گفته‌شده، تخمین میزان تولید چالشی جدی محسوب می‌شود؛ بنابراین، در بیشتر کارهای انجام‌شده به‌منظور تخمین تولید، مزارع مورد استفاده برای تخمین تولید مشخص بوده است. بدین ترتیب، در تخمین تولید محصول با داده‌های سنجش از دور، ابتدا باید نقشه محصول مورد نظر تهیه شود.

از سوی، گاؤ<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۱۷) به این نتیجه رسیده‌اند که دقت داده‌های سنجش از دور و ازجمله، شاخص‌های پوشش گیاهی در مطالعات کشاورزی به تعداد داده‌ها وابسته است و تعداد محدود داده‌ها کارآیی آنها را به‌شدت کاهش می‌دهد. با توجه به رشد سریع بیشتر محصولات در دوره زمانی بسیار کوتاه، برای رفع این مشکل از تلفیق داده‌هایی با قدرت تفکیک زمانی پایین (لندست) و سنجنده‌هایی با قدرت تفکیک زمانی بالا (مادیس) استفاده می‌شود. از الگوریتم‌هایی که قادر به این تلفیق هستند، می‌توان به الگوریتم مدل تطبیقی ادغام بازتابندگی مکانی و زمانی (STARFM) اشاره کرد (Gao et al., 2006). این الگوریتم به‌منزله روشی کارآمد در پایش روزانه محصولات کشاورزی پیشنهاد شده است (Zhu et al., 2010).

بدین ترتیب، پس از بررسی کارآیی شاخص‌ها در تخمین تولید محصولات گوناگون از جمله کلزا در طول زمان، کارآیی الگوریتم‌هایی مانند STARFM در تولید داده‌های مناسب، برای تخمین تولید محصول نیز، باید بررسی شود. بنابراین، تحقیق حاضر بر آن است اهداف ذیل را پوشش دهد:

۱. معرفی شاخص منتخب برای تخمین تولید کلزا در دوره زمانی مشخصی از رشد این محصول؛
۲. تلفیق داده‌های مادیس و لندست برای افزایش کارآیی شاخص منتخب.

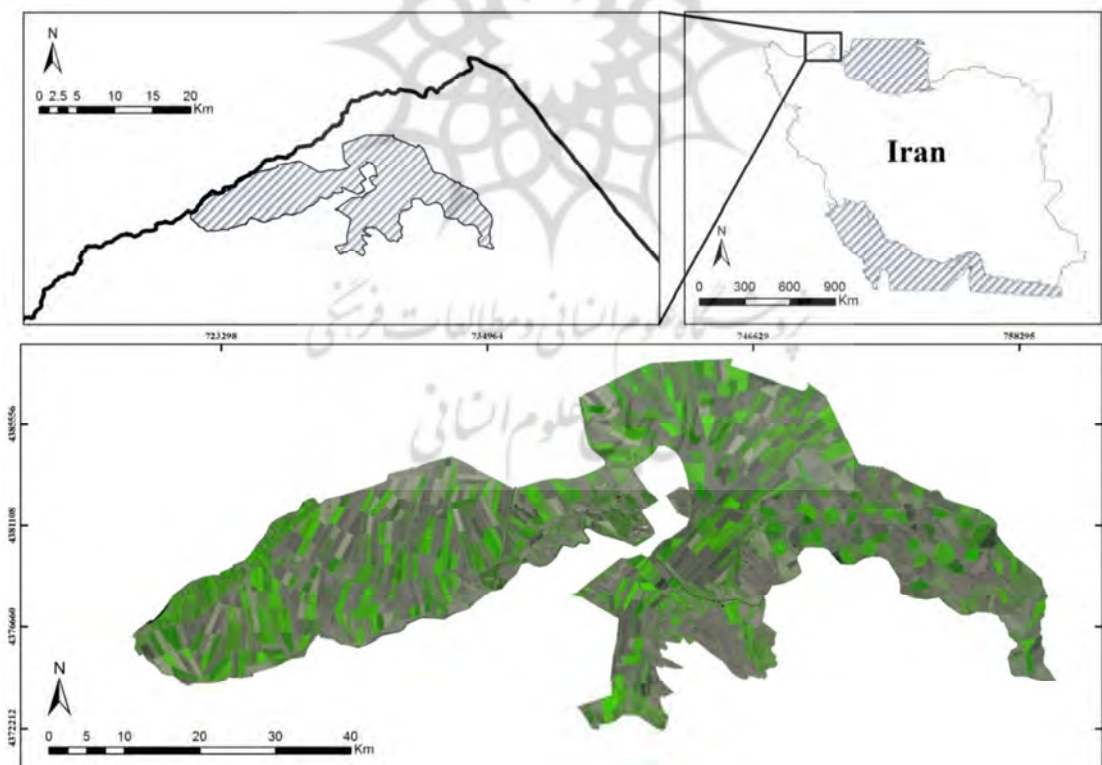
1. Gao  
2. Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model

۲-۲- داده‌های مورد استفاده

۲-۲-۱- داده‌های زمینی عملکرد محصول

در این ناحیه، تمامی زمین‌های کشاورزی شناسنامه دارند و کل مشخصات هر زمین، شامل نوع کشت و میزان تولید محصول، در سال ۲۰۱۴ گردآوری و ثبت شده است. مساحت مزارع منطقه مورد مطالعه بسیار متفاوت و بین ۴ تا ۲۵ هکتار است. کشاورزان هر مزرعه میزان عملکرد مزارع کلزا را، با برداشت کامل مزرعه در زمان درو، اندازه‌گیری و به صورت کیلوگرم در هکتار (kg/ha) یادداشت کرده‌اند. میزان برداشت محصول کلزا در این منطقه بین حداقل ۴۵۰ و حداکثر ۴۰۰۰ کیلوگرم در هکتار است.

که در مرحله دوم تشکیل شده‌اند، ابتدا عمودی‌اند ولی با گذر زمان به حالت افقی درمی‌آیند. برگ‌ها، از بالا به پایین، کوچک‌تر می‌شوند و به صورت متناوب روی ساقه آرایش می‌یابند. تعداد برگ‌های روی ساقه به چهل می‌رسد و آرایش آنها به گونه‌ای است که کمتر بر هم سایه می‌اندازند و بهره‌وری نوری بالایی دارند. در مرحله چهارم که گل‌دهی نام دارد، گل‌آذین کلزا به صورت خوشه‌ای و در انتهای ساقه ظاهر می‌شود. گل‌ها زرد است و هرچه میزان گل‌دهی بیشتر باشد، میزان بازده محصول نیز افزایش می‌یابد. مدت زمان گل‌دهی هر گل‌آذین یک هفته است ولی، در مزرعه، حدود ۲۰ تا ۳۵ روز تغییر می‌کند. در مرحله بعد، گل‌ها به نیام و سپس به دانه تبدیل می‌شوند. مرحله آخر رسیدگی گیاه است و دانه‌ها سخت و سیاه می‌شوند (خواججه‌پور، ۱۳۹۱).



شکل ۱. نقشه دشت مغان و تصویر ماهواره‌ای لندست ۸ با ترکیب قرمز، مادون قرمز نزدیک و آبی









### ۲-۲-۲- داده‌های ماهواره‌ای مورد استفاده

تصاویر لندست ۸ از سایت توسعه و تحقیق علمی سازمان زمین‌شناسی ایالات متحد آمریکا<sup>۱</sup> با نشانی اینترنتی <https://espa.cr.usgs.gov/> تهیه شد. در این تحقیق، هشت تصویر از مقادیر بازتاب سطحی بدون ابر لندست ۸، با اندازه پیکسل ۳۰ متر، در طول دوره رشد کلزا در سال ۲۰۱۴ دریافت شد. شماره روز تصاویر تهیه شده همراه با مراحل رشد کلزا در جدول ۱ آمده است. در این تحقیق، باندهای آبی، سبز، قرمز و مادون قرمز نزدیک این داده‌ها استفاده شد. تمامی تصاویر تصحیح هندسی و اتمسفری شده است؛ به علاوه، تمامی داده‌های مادیس بدون ابر در طول این دوره زمانی شامل MOD09GQ (۲۵۰ متر) و MOD09GA (پانصد متر) به کار رفت (<https://lpdaacsvs.cr.usgs.gov/appears/>). داده‌های مادیس، در دوره زمانی رشد کلزا از تاریخ ۷۵ تا ۱۳۹، براساس روز میلادی و برای تلفیق با داده‌های لندست استفاده شد.

### ۲-۳- شاخص‌های پوشش گیاهی مورد استفاده

شاخص‌های پوشش گیاهی با ترکیب باندهای گوناگون و با توجه به پارامترهای متفاوت تاج پوشش مانند محتوای کلروفیل، شاخص سطح برگ، بایومس و مقدار تابش فعال فتوسنتزی توسعه یافته است (Hatfield & Prueger, 2010). اهداف شاخص‌های پوشش گیاهی آشکارسازی سیگنال‌های گیاهی است تا تأثیرات پس‌زمینه خاک و تابش مستقیم خورشیدی را کاهش دهد. مقادیر سری زمانی شاخص‌های پوشش گیاهی همبستگی بالایی را با تولید نشان می‌دهد. بیشتر این شاخص‌ها بر مبنای دو باند قرمز و مادون قرمز طیف الکترومغناطیس و به منظور ارزیابی وضعیت کمی و کیفی گیاهان استفاده می‌شوند. از مزایای مهم دیگر این شاخص‌ها، حساسیت اندک به برخی فاکتورها مانند خاک پس‌زمینه، پستی و بلندی، عناصر غیرفتوسنتزی گیاه و اتمسفر است (Huete, 1987; Huete et al., 1994). در جدول ۲، تعدادی از این شاخص‌ها آمده که به منظور تخمین تولید کلزا استفاده شده است.

جدول ۱. زمان و شماره فریم تصاویر استفاده شده طی دوره رشد کلزا

مرحله رشد کلزا								
	ساقه‌دهی	رشد برگ	گل‌دهی	گل‌دهی	گل‌دهی	گل‌دهی	گل‌دهی	پیری
شماره گذر	۳۳-۱۶۷	۳۲-۱۶۸	۳۳-۱۶۷	۳۳-۱۶۷	۳۳-۱۶۷	۳۲-۱۶۸	۳۳-۱۶۷	۳۲-۱۶۸
روز از سال	۷۵	۸۲	۹۱	۱۰۷	۱۲۳	۱۳۰	۱۳۹	۱۴۶

1. USGS Landsat Science Research and Development

جدول ۲. شاخص‌های پوشش گیاهی مورد استفاده در تخمین تولید کلزا

منبع	توضیحات	رابطه	شاخص
(Tucker & Sellers, 1986)	$\rho_{NIR}$ = مقدار بازتابندگی باند مادون قرمز $\rho_{Red}$ = مقدار بازتابندگی باند قرمز	$SR = \frac{(\rho_{NIR})}{(\rho_{Red})}$	Simple Ratio (SR)
(Bannari et al., 1995)	$\rho_{Green}$ = مقدار بازتابندگی باند سبز $\rho_{Red}$ = مقدار بازتابندگی باند قرمز	$GNDVI = \frac{(\rho_{Green} - \rho_{Red})}{(\rho_{Green} + \rho_{Red})}$	Green Normal Difference Vegetation Index (GNDVI)
(Tucker & Sellers, 1986)	$\rho_{NIR}$ = مقدار بازتابندگی باند مادون قرمز $\rho_{Red}$ = مقدار بازتابندگی باند قرمز	$NDVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}{(\rho_{NIR} + \rho_{Red})}$	Normal Difference vegetation Index (NDVI)
(Richardson & Wiegand, 1977)	$\rho_{NIR}$ = مقدار بازتابندگی باند قرمز $\varphi$ = شیب خط خاک $\beta$ = عرض از مبدأ خط خاک	$PVI = \frac{\rho_{NIR} - \varphi\rho_{Red} - \beta}{\sqrt{1 + \varphi^2}}$	Perpendicular Vegetation Index (PVI)
(Huete et al., 1994)	$\rho_{NIR}$ = مقدار بازتابندگی باند مادون قرمز $\rho_{Red}$ = مقدار بازتابندگی باند قرمز ضرایب تصحیح اتمسفری $C_1$ و $L$ و $C_2$	$EVI = 2.5 \times \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{(\rho_{NIR} + C_1 \times \rho_{Red} - C_2 \times \rho_{Blue} + L)}$	Enhanced vegetation index (EVI)
(Gitelson et al., 2003)	$\rho_{NIR}$ = مقدار بازتابندگی باند قرمز مادون قرمز $\rho_{Red}$ = مقدار بازتابندگی باند قرمز ضریب تصحیح اتمسفری $L$	$EVI2 = 2.5 \times \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{(\rho_{NIR} + 2.4 \times \rho_{Red} + 1)}$	Enhanced vegetation index (EVI2)
(Bannari et al., 1995)	$\rho_{Red}$ = مقدار بازتابندگی باند قرمز $\varphi$ = شیب خط خاک $\beta$ = عرض از مبدأ خط خاک	$TSAVI = \frac{\varphi(\rho_{NIR} - \varphi\rho_{Red} - \beta)}{\varphi\rho_{NIR} + \rho_{Red} + \varphi\beta + 0.08(1 + \varphi^2)}$	Transformed Soil-Adjusted Vegetation Index (TSAVI)
(Huete & Tucker, 1991; Qi et al., 1994)	$\rho_{NIR}$ = مقدار بازتابندگی باند مادون قرمز $\rho_{Red}$ = مقدار بازتابندگی باند قرمز $L$ = عامل تنظیم‌کننده خاک	$SAVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}{(\rho_{NIR} + \rho_{Red} + L)}(1 + L)$	Soil Adjust Vegetation Index (SAVI)

ادامه جدول ۲

منبع	توضیحات	رابطه	شاخص
(Huete et al., 1994)	مقدار $\rho_{NIR}$ / مقدار بازتابندگی باند مادون قرمز $\rho_{Red}$ = مقدار بازتابندگی باند قرمز	$OSAVI = 1.16 \times \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red} + 0.16}$	Optimized Soil Adjusted Vegetation Index
(Adams et al., 1999)	مقدار $\rho_{Green}$ / مقدار بازتابندگی باند سبز $\rho_{Blue}$ = مقدار بازتابندگی باند آبی	$NDYI = \frac{\rho_{Green} - \rho_{Blue}}{\rho_{Green} + \rho_{Blue}}$	Normal Difference Yellowness Index (NDYI)

#### ۲-۴- تخمین میزان تولید

شاخص‌های پوشش گیاهی به‌منزله ابزاری مهم در تخمین تولید کاربرد دارند و استفاده از آنها مستقیم یا غیرمستقیم است. از آن جاکه شاخص‌ها در یک زمان و یا در زمان‌های مشخصی از دوره رشد گیاه برای تولید استفاده می‌شوند؛ در این تحقیق، برای بررسی چگونگی ارتباط بین متغیر وابسته (میزان تولید کلزا) و میانگین تمامی متغیرهای مستقل (شاخص‌های متفاوت در روزهای گوناگون)، از روش رگرسیون خطی ساده استفاده شد. شکل عمومی معادله رگرسیون خطی ساده به‌صورت زیر است.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad \text{رابطه (۱)}$$

در این فرمول، Y متغیر وابسته مورد مطالعه و x متغیر مستقل است. ضریب متغیر مستقل با  $\beta$  بیان می‌شود. مقدار  $\varepsilon$  عدد ثابت این معادله است. نتیجه آنالیز آماری با این روش شامل مدلی دارای ضریب تعیین است. ارزیابی صحت و کفایت مدل با استفاده از همین ضریب صورت می‌گیرد. پس از انتخاب مدل مناسب، ضریب متغیر پیش‌بینی‌کننده میزان تولید با عنوان مقدار  $\beta$  ثبت شد. سپس با قراردادن میزان عدد ثابت  $\varepsilon$  و ضریب رگرسیونی به‌دست آمده، فرمول رگرسیون خطی ساده شکل گرفت و میزان تولید کلزا برآورد شد. به‌منظور تعیین دقت و معناداری مدل با برازش خط مستقیم بین دو مجموعه داده مستقل و وابسته، ضریب تعیین ( $R^2$ ) و جذر مجموع مربعات خطا (RMSE) به‌دست آمد.

#### ۲-۵- به‌کارگیری ESTARFM در تخمین تولید کلزا

با توجه به محدودیت‌های فنی، دستیابی به داده‌های سنجنش از دور با قدرت تفکیک مکانی بالا و دوره بازدید پایین عملی نیست. مدل تطبیقی ادغام بازتابندگی مکانی و زمانی بهبودیافته (ESTARFM) (Zhu et al., 2010) براساس مدل STARFM (Gao et al., 2006) است و دقت مکانی و پوشش زمانی را هم‌زمان، به‌منظور بررسی تغییرات پوشش گیاهی و سایر پدیده‌های محیطی، افزایش می‌دهد. مطالعات کمی الگوریتم‌های مشابه ESTARFM را برای ارزیابی بازتابندگی روزانه سطح زمین، با استفاده از مزایای قدرت تفکیک مکانی بالای لندست و تناوب زمانی بالای مادیس، اجرایی کرده‌اند (Gao et al., 2017; Walker et al., 2012). تحقیقات نشان می‌دهد این مدل، براساس داده‌های سنجنده مادیس، توانایی استخراج ویژگی‌های کلزا را، هنگام در دسترس نبودن داده‌های لندست، داشته باشد. در این پژوهش، تصاویر لندست به‌منزله داده با قدرت تفکیک مکانی بالا، به‌همراه داده‌های مادیس به‌منزله تصاویر ورودی به ESTARFM، استفاده شده است.

الگوریتم ESTARFM فرض می‌کند که تصاویر مادیس و لندست، هر دو به یک اندازه، خطا در

1. Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model

تولید افزایش می‌یابد؛ هدف این بخش استفاده از الگوریتم ESTARFM به منظور افزایش تعداد تصاویر و در نتیجه، افزایش کارایی شاخص‌ها در تخمین تولید محصول کلزا است.

### ۳- نتایج

#### ۳-۱- تخمین میزان تولید

تخمین تولید کلزا براساس شاخص‌های پیشنهادی در زمان‌های متفاوت ارزیابی شد. طبق جدول ۲، میزان همبستگی تمامی شاخص‌ها در ابتدا کم است و در روز ۹۱، که پیش از گل‌دهی است، شاخص‌ها بیشترین همبستگی را بین روزهای متفاوت دارند. در روز ۱۰۷ که دوره گل‌دهی و اوج سبزی‌نگی کلزاست (خواجه‌پور، ۱۳۹۱)، شاخص NDVI بیشترین همبستگی را نشان می‌دهد ( $r=0.79$ ). در بین شاخص‌های متفاوت، شاخص NDVI پس از NDVI بیشترین همبستگی را با میزان تولید دارد و میزان آن، در روز ۹۱، برابر با ۰.۷۲ است. در شکل ۲، برای شاخص‌های ذکر شده در روزهای ۷۵، ۸۲، ۱۰۷ و ۱۳۹ نمودار رابطه بین میزان تولید و شاخص پوشش گیاهی مورد مطالعه آورده شده است. همان‌طور که شکل ۲ نشان می‌دهد، شاخص NDVI در روز ۹۱ بیشترین همبستگی را دارد؛ در حالی که شاخص NDVI در روز ۱۰۷، که آغاز گل‌دهی این گیاه است، بیشترین میزان ارتباط را نشان می‌دهد. در روزهای ۱۲۳ و ۱۳۰ نیز که دوره گل‌دهی کلزاست، این شاخص همبستگی بیشتری در قیاس با دیگر شاخص‌ها دارد. این در حالی است که همبستگی شاخص NDVI، در روز ۱۰۷ که اوج سبزی‌نگی کلزاست، در مقایسه با روز ۹۱ کاهش یافته است. بنابراین، شاخص NDVI در طول دوره گل‌دهی بیشترین همبستگی را با میزان تولید داشته است.

بازتابندگی را ثبت می‌کنند. در الگوریتم ESTARFM، هر داده مادیس بازنویسی و به نسبت تصویر لندست، زمین مرجع می‌شود. سپس، پنجره‌ای متحرک برای شناسایی پیکسل‌های همسایه مشابه در داده لندست به کار می‌رود. در گام بعدی، وزن هر همسایگی براساس سه پارامتر فاصله اقلیدسی بین مرکز پیکسل و همسایه‌های آن، اختلاف بازتابندگی سطح برای جفت تصویر مادیس- لندست پایه و اختلاف زمانی مقدار پیکسل در دو تصویر مادیس تعیین می‌شود. در نهایت، بازتابش سطح پیکسل مرکزی، برای باند B در زمان  $t_p$  براساس رابطه (۲) محاسبه می‌شود:

رابطه (۲)

$$F\left(\frac{x_w}{2}, \frac{y_w}{2}, t_p, B\right) = T_m \times F_m\left(\frac{x_w}{2}, \frac{y_w}{2}, t_p, B\right) + T_n \times F_n\left(\frac{x_w}{2}, \frac{y_w}{2}, t_p, B\right)$$

در این رابطه،  $F_m\left(\frac{x_w}{2}, \frac{y_w}{2}, t_p, B\right)$  و  $F_n\left(\frac{x_w}{2}, \frac{y_w}{2}, t_p, B\right)$  داده بازتابندگی با رزولوشن بالا در زمان  $t_m$  و  $t_n$  هستند که، به منزله بازتابندگی روزمبنا، برای محاسبه دقیق بازتابندگی درمورد روز پیش‌بینی شده به کار می‌روند.  $T_m$  و  $T_n$  وزن‌های زمانی در زمان  $m$  و  $n$  است. در رابطه (۲)  $x, y$  موقعیت پیکسل و  $w$  وزن پیکسل‌های مشابه با نوع پوشش گیاهی یکسان است. برای کسب اطلاعات بیشتر درمورد این الگوریتم، می‌توان به مقالات گائو و همکاران (۲۰۰۶) و ژو<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۱۰) مراجعه کرد.

در این تحقیق، الگوریتم ESTARFM درمورد هر تصویر لندست با پنجره متحرک  $51 \times 51$  پیکسل، معادل با اندازه پنجره تقریبی  $3 \times 3$  در تصویر مادیس، اجرا شده است (Zhu et al., 2010). اندازه پنجره انتخابی طبق پیشنهاد گائو و همکاران (۲۰۰۶) بوده است. تصاویر ساخته شده لندست برای هر تصویر بدون ابر مادیس در دوره بین روزهای ۹۱ تا ۱۳۹ سال ۱۳۹۳ تولید شد و در نهایت، هجده تصویر ترکیب شده پدید آمد. از آن جاکه با افزایش تعداد تصاویر، دقت تخمین

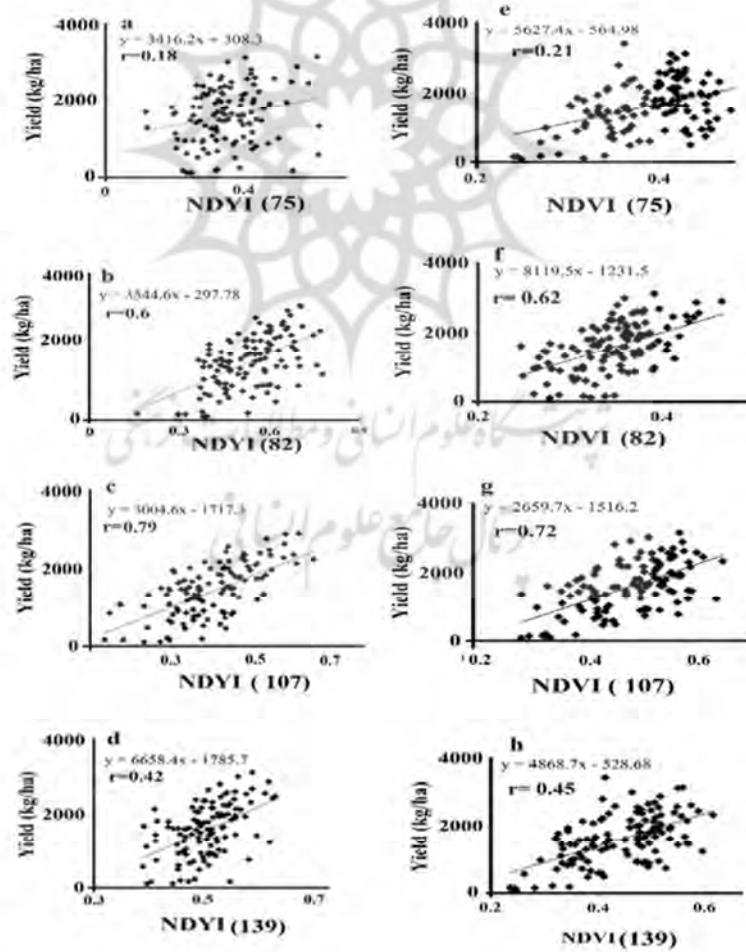
1. Zhu



تخمین تولید محصول کلزا مبتنی بر سری زمانی داده‌های سنجنش از دور

جدول ۲. میزان همبستگی شاخص‌های پوشش گیاهی با میزان تولید کلزا در روزهای گوناگون

شاخص	۷۵	۸۲	۹۱	۱۰۷	۱۲۳	۱۳۰	۱۳۹	۱۴۶
SR	۰.۱۶	۰.۴۵	۰.۶۵	۰.۶۱	۰.۵۶	۰.۵۵	۰.۴۷	۰.۳۲
GNDVI	۰.۱۹	۰.۵۵	۰.۶۸	۰.۶	۰.۶۶	۰.۶۴	۰.۳۹	۰.۲۴
NDVI	۰.۲۱	۰.۶۲	۰.۷۲	۰.۶۸	۰.۵۵	۰.۵۵	۰.۴۵	۰.۳۵
PVI	۰.۱۸	۰.۵۴	۰.۶۸	۰.۶۵	۰.۶۷	۰.۶۱	۰.۴۴	۰.۲۶
EVI	۰.۱۴	۰.۵۷	۰.۶۵	۰.۶۰	۰.۵۷	۰.۵۴	۰.۳۹	۰.۳۷
EVI2	۰.۱۷	۰.۵۳	۰.۶۴	۰.۶۱	۰.۵۳	۰.۴۷	۰.۴۶	۰.۴۲
TCAVI	۰.۱۳	۰.۴۹	۰.۶۶	۰.۵۶	۰.۵۰	۰.۵۲	۰.۳۳	۰.۳۰
SAVI	۰.۱۳	۰.۶۲	۰.۶۵	۰.۵۹	۰.۵۷	۰.۵۴	۰.۴۲	۰.۳۲
OSAVI	۰.۱۲	۰.۵۷	۰.۶۶	۰.۵۹	۰.۵۸	۰.۵۰	۰.۳۹	۰.۳۵
NDYI	۰.۱۸	۰.۶۰	۰.۷۶	۰.۷۹	۰.۷۳	۰.۵۷	۰.۴۲	۰.۳۷



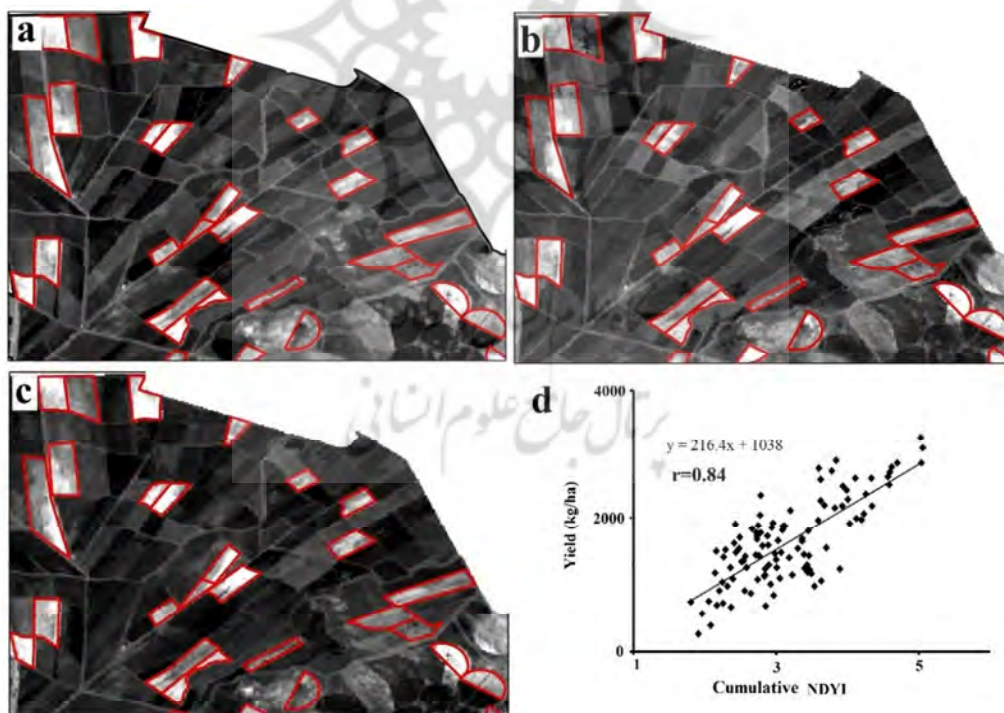
شکل ۲. همبستگی بین تولید و مجموع شاخص کانولا در طول دوره رشد کلزا برای شاخص‌های NDVI و NDYI

در این معادله، رابطه خطی تولید با مجموع شاخص NDYI در T زمان ( $t = 1, 2, \dots, T$ ) محاسبه شده است. در شکل ۳، شاخص NDYI در روزهای ۱۰۷، ۱۰۹ و ۱۱۵ به ترتیب با a، b و c نشان داده شده است. در این شکل، مزارع کلزا با مرزهای قرمز مشخص شده است. این مزارع، به دلیل مقدار بالای شاخص NDYI، روشن تر از مزارع دیگر دیده می شود. نکته درخور توجه در این شکل متمایز بودن مزارع کلزا از مزارع دیگر در روزهای ۱۰۹ و ۱۱۵ است که از تلفیق داده های مادیس و لندست به دست آمده است. در شکل ۳-d، رابطه بین شاخص تجمعی NDYI و تولید مشخص شده است. در این شکل، میزان همبستگی ۵٪ افزایش یافته که نشان دهنده کارایی تصاویر تولید شده با استفاده از الگوریتم ESTARFM در تخمین تولید داده های کلزا است.

### ۳-۲- تخمین میزان تولید براساس الگوریتم ESTARFM

از آنجاکه شاخص NDYI، در طول دوره گل دهی، بیشترین همبستگی را با میزان تولید دارد؛ از تلفیق داده های مادیس و لندست برای پوشش زمانی بهتر دوره گل دهی استفاده شد. در این پژوهش، تلفیق داده ها در روزهای ۱۰۷ تا ۱۳۰ انجام شد. چون میزان شاخص تجمعی پارامتری مهم در برآورد تولید محسوب می شود، در تحقیق حاضر، از مقدار شاخص تجمعی NDYI برای تخمین تولید استفاده شد و بنابراین، رابطه خطی میان تولید و مجموع مقادیر شاخص به کار رفت (رابطه ۳).

$$\text{Yield} = \beta_0 + \beta_1 \left( \sum_{t=1}^f \text{NDYI}_t \right) + \varepsilon \quad (3)$$



شکل ۳. شاخص NDYI برای روز ۱۰۷، اعمال شاخص NDYI برای روزهای ۱۰۹ و ۱۱۵، به ترتیب در دو شکل b و c. در این روزها، داده های مادیس با داده های لندست تلفیق شده است. شکل ۳-d همبستگی بین شاخص تجمعی NDYI با میزان تولید در روزهای ۱۰۷ تا ۱۳۰ را نشان می دهد

نسبت‌ها در دوره گل‌دهی کلزا می‌تواند میزان تولید این محصول را پیش‌بینی کند. نتایج تحقیق حاضر با نتایج تحقیق سالیک و لانگ (۲۰۱۵ و ۲۰۱۶) و نیز پیکارچیک<sup>۱</sup> (۲۰۱۱)، که کاهش همبستگی بین مقادیر NDVI و تولید در زمان گل‌دهی را بیان می‌کند، منطبق است.

نتایج مناسب حاصل از شاخص تجمعی NDVI از داده‌های روزانه تولیدشده با استفاده از ESTARFM عملکرد مناسب این الگوریتم را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه منطقه مورد مطالعه در این تحقیق دارای مزارع وسیع و همگن است، احتمال خطا در شبیه‌سازی داده‌های روزانه لندست با استفاده از الگوریتم ESTARFM کاهش می‌یابد زیرا مقادیر بازتابندگی ثبت‌شده از طریق لندست و مادیس همبستگی بیشتری دارند. به همین دلیل پیشنهاد می‌کنیم که در مطالعات بعدی، در مناطق ناهمگن و با ابعاد کوچک‌تر نیز، الگوریتم ESTARFM ارزیابی شود. همچنین، همان‌طور که اشاره کردیم، در ESTARFM فرض می‌شود دو تصویر سنجش از دور، که در تاریخ مشخصی به دست آمده‌اند، قابل مقایسه‌اند و در مقادیر بازتابندگی ثبت‌شده پس از تصحیحات رادیومتریک و ژئومتریک دارای همبستگی‌اند.

#### ۳-۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله، با استفاده از شاخص‌های پوشش گیاهی حاصل از تصاویر سری زمانی لندست ۸، میزان تولید محصول کلزا برآورد شد. با توجه به قدرت تفکیک زمانی تصاویر لندست ۸ و ابری‌بودن برخی تصاویر در برخی مناطق، تعداد تصاویر در دوره رشد کلزا و به‌ویژه در دوره گل‌دهی آن کافی نیست؛ بنابراین، در پژوهش حاضر، از روش تلفیق داده ESTARFM به‌منظور ادغام داده لندست ۸ و مادیس و تولید تصاویر بیشتر استفاده شد. نتایج نشان داد که، با استفاده از داده‌های لندست ۸، شاخص NDVI بیشترین همبستگی را با میزان

بررسی منابع نشان داد که میزان گل‌دهی مزرعه در تولید آن مؤثر است و دوره گل‌دهی هر مزرعه از ده روز تا سه هفته طول می‌کشد. هرچه میزان گل‌دهی مزرعه در طول این دوره بیشتر باشد، میزان تولید نیز بیشتر خواهد بود. شاخص پیشنهادی نیز، همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، به میزان گل‌دهی حساس است و در تصاویر دوره گل‌دهی، بالاترین دقت را در تخمین تولید دارد؛ بنابراین، مقدار تجمعی شاخص در طول دوره گل‌دهی بالاترین دقت را، در تخمین تولید محصول کلزا، نشان می‌دهد. شروع گل‌دهی کلزا برابر با زمان اوج سبزیگی این محصول است و شاخص NDVI در این تاریخ، به‌دلیل حساسیت به زردی گل‌ها و تأثیر آن در میزان تولید، به‌خوبی قادر است تولید محصول را تخمین بزند. نتایج نشان‌دهنده ارتباط مستقیم شاخص NDVI با گل‌دهی کلزا است. در مورد شاخص‌های دیگر، به‌دلیل حساسیت اندک به گل‌دهی کلزا و در مقابل، حساسیت فراوان به میزان سبزیگی، در دوره قبل از گل‌دهی کلزا همبستگی بالایی بین این شاخص‌ها و میزان تولید دیده می‌شود. در این میان بهترین شاخص، با بیشترین همبستگی با تولید، شاخص NDVI است. سالیک و لانگ (۲۰۱۶) در ایالت داکوتای شمالی امریکا میزان تولید کلزا را با استفاده از داده‌های مادیس تخمین زدند. شاخص‌های مورد استفاده این محققان BNDVI، NDVI و NDVI بودند. نتایج سالیک و لانگ (۲۰۱۶) نشان داد که در تمامی زمان‌ها، به‌جز پس از گل‌دهی، میزان ضریب تعیین به‌دست‌آمده از رابطه NDVI و میزان تولید بالاتر از سایر شاخص‌هاست. آنها نتیجه گرفتند که گل‌دهی با شاخص NDVI رابطه‌ای مهم دارد و در نتیجه، می‌تواند در تخمین دقیق تولید مؤثر باشد. همچنین این دو محقق (همان)، با استفاده از دستگاه طیف‌سنج و نمونه‌برداری در سطح مزرعه کلزا، میزان همبستگی باندهای گوناگون را با میزان تولید این محصول سنجیدند. آنها به این نتیجه رسیدند که نسبت باند سبز به آبی بهتر از سایر باندها است و

- Wheat Yields in Kansas and Ukraine Using MODIS Data**, Remote Sensing of Environment, 114, PP. 1312-1323.
- Boken, V.K. & Shaykewich, C.F., 2002, **Improving an Operational Wheat Yield Model Using Phenological Phase-Based Normalized Difference Vegetation Index**, International Journal of Remote Sensing, 23, PP. 4155-4168.
- Eastwood, J., Yates, M., Thomson, A. & Fuller, R., 1997, **The Reliability of Vegetation Indices for Monitoring Saltmarsh Vegetation Cover**, International Journal of Remote Sensing, 18, PP. 3901-3907.
- Elvidge, C.D. & Chen., Z.K., 1995, **Comparison of Broad-Band and Narrow-Band Red and Near-Infrared Vegetation Indices**, Remote Sensing of Environment, 54, PP. 38-48.
- Faraji, A., Latifi, N., Soltani, A. & Rad, A.H.S., 2008, **Effect of High Temperature Stress and Supplemental Irrigation On Flower and Pod Formation in Two Canola (Brassica Napus L.) Cultivars at Mediterranean Climate**, Asian Journal of Plant Sciences, 7, PP. 343-351.
- Gao, F., Masek, J., Schwaller, M. & Hall, F., 2006, **On the Blending of the Landsat and MODIS Surface Reflectance: Predicting Daily Landsat Surface Reflectance**, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens, 44, PP. 2207-2218.
- Gao, F., Anderson, M.C., Zhang, X., Yang, Z., Alfieri, J.G., Kustas, W.P., Mueller, R., Johnson, D.M. & Prueger, J.H., 2017, **Toward Mapping Crop Progress at Field Scales Through Fusion of Landsat and MODIS Imagery**, Remote Sensing of Environment, 188, PP. 9-25.
- Gertsman, H., Moller, M. & Glaber, C., 2016, **Optimization of Spectral Indices and Long-Term Separability Analysis for Classification of Cereal Crops Using Multi-Spectral RapidEye Imagery**, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 52, PP. 115-125.
- تولید کلزا در طول دوره گل‌دهی به‌دست آورد. ارزیابی داده‌های به‌دست‌آمده از الگوریتم ESTARFM نیز نشان از افزایش ۷٪ همبستگی شاخص NDVI و میزان تولید کلزا دارد.
- یافته‌های تحقیق توان و ظرفیت داده‌های سری زمانی سنجنش از دور و الگوریتم‌های تلفیق داده را در برآورد میزان تولید محصول کلزا نشان می‌دهند که چه بسا در مورد محصولات دیگر نیز به‌کار رود و ارزیابی شود. پیشنهاد این است که شاخص‌های مطرح‌شده در مناطق دیگر نیز ارزیابی شوند و نیز، با توجه به در دسترس بودن تصاویر ماهواره Sentinel-2 که دوره بازدید مجدد کوتاه‌تری از لندست دارد، برای استفاده و ارزیابی توانایی این تصاویر در تخمین میزان تولید محصول کلزا اقدام شود.

#### ۴- منابع

خواج‌پور، م.ر.، ۱۳۹۱، **گیاهان صنعتی**، جهاد دانشگاهی واحد صنعتی اصفهان.

Adams, M.L., Philpot, W.D. & Norvell, W., 1999, **Yellowness Index: An Application of Spectral Second Derivatives to Estimate Chlorosis of Leaves in Stressed Vegetation**, International Journal of Remote Sensing, 20, PP. 3663-3675.

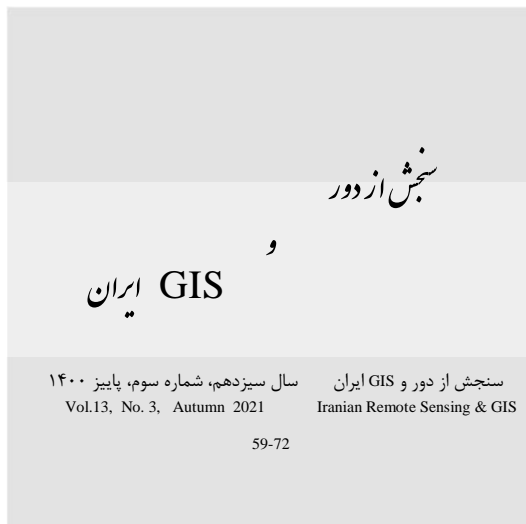
Anderson, G.L., J.D. Hanson & Hanson., R.H., 1993, **Evaluating Landsat Thematic Mapper Derived Vegetation Indices for Estimating Above-Ground Biomass On Semiarid Rangelands**, Remote Sensing of Environment, 45, PP. 165-175.

Ban, H.-Y., Kim, K.S., Park, N.-W. & Lee, B.-W., 2016, **Using MODIS Data to Predict Regional Corn Yields**, Remote Sensing, 9, PP. 1-16.

Bannari, A., Morin, D., Bonn, F. & Huete, A.R., 1995, **A Review of Vegetation Indices**, Remote Sensing Reviews, 13, PP. 95-120.

Becker-Reshef, I., Vermote, E., Lindeman, M. & Justice, C., 2010, **A Generalized Regression-Based Model for Forecasting Winter**

- Gitelson, A.A., Gritz, Y. & Merzlyak, M.N., 2003, **Relationships between Leaf Chlorophyll Content and Spectral Reflectance and Algorithms for Non-Destructive Chlorophyll Assessment in Higher Plant Leaves**, Journal of Plant Physiology, 160, PP. 271-282.
- Hatfield, J.L. & Prueger, J.H., 2010, **Value of Using Different Vegetative Indices to Quantify Agricultural Crop Characteristics at Different Growth Stages Under Varying Management Practices**, Remote Sensing, 2, PP. 562-578.
- Huete, A., 1987, **Soil-Dependent Spectral Response in A Developing Plant Canopy**, Agronomy Journal, 79, PP. 61-68.
- Huete, A., Justice, C. & Liu, H., 1994, **Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS**, Remote Sensing of Environment, 49, PP. 224-234.
- Huete, A.R. & Tucker, C.J., 1991, **Investigation of Soil Influences in AVHRR Red and Near Infrared Vegetation Index Imagery**, Int. J. Rem. Sens., 12, PP. 1223-1242.
- Johnson, M.D., Hsieh, W.W., Cannon, A.J., Davidson, A. & Bédard, F., 2016, **Crop Yield Forecasting on the Canadian Prairies by Remotely Sensed Vegetation Indices and Machine Learning Methods**, Agricultural and Forest Meteorology, 218, PP. 74-84.
- Mkhabela, M.S., Bullock, P., Raj, S., Wang, S. & Yang, Y., 2011, **Crop Yield Forecasting on the Canadian Prairies Using MODIS NDVI Data**, Agricultural and Forest Meteorology, 151, PP. 385-393.
- Piekarczyk, J., 2011. **Winter oilseed-rape yield estimates from hyperspectral radiometer measurements**. Quaestiones Geographicae 30 (1), 77-84.
- Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A.R., Kerr, Y.H. & Sorooshian, S., 1994, **A Modified Soil Adjusted Vegetation Index**, Remote Sensing of Environment, 48, PP. 119-126.
- Richardson, A.J. & Wiegand, C.L., 1977, **Distinguishing Vegetation from Soil Background Information**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 43, PP. 1541-1552.
- Sakamoto, T., Gitelson, A.A. & Arkebauer, T.J., 2013, **MODIS-Based Corn Grain Yield Estimation Model Incorporating Crop Phenology Information**, Remote Sensing of Environment, 131, PP. 215-231.
- Sulik, J.J. & Long, D.S., 2016, **Spectral Considerations for Modeling Yield of Canola**, Remote Sensing of Environment, 184, PP. 161-174.
- Tucker, C.J. & Sellers, P., 1986, **Satellite Remote Sensing of Primary Production**, International Journal of Remote Sensing, 7, PP. 1395-1416.
- Walker, J.J., de Beurs, K.M., Wynne, R.H. & Gao, F., 2012, **Evaluation of Landsat and MODIS Data Fusion Products for Analysis of Dryland Forest Phenology**, Remote Sensing of Environment, 117, PP. 381-393.
- Zhu, X., Chen, J., Gao, F., Chen, X. & Masek, J.G., 2010, **An Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model for Complex Heterogeneous Regions**, Remote Sensing of Environment, 114, PP. 2610-2623.



## Estimating Yield of Canola Based on Time Series of Remote Sensing Data

Ashourloo D.<sup>1\*</sup>, Salehi Shahrabi H.<sup>2</sup>, Nematollahi H.<sup>3</sup>

1. Assistant Prof. of R.S. & GIS Research Center, Shahid Beheshti University
2. Ph.D. Student of R.S. & GIS Research Center, Shahid Beheshti University
3. R.S. & GIS Research Center, Shahid Beheshti University

### Abstract

Spectral vegetation indices have been used as a useful tool in remote sensing to estimate the yield of agricultural crops. However, one factor, which reduces the capability of indices for crop yield estimation, is the limited number of available satellite images. Furthermore, in cases when there are not enough Landsat images, the capabilities of spectral indices in yield estimation using a fusion of MODIS and Landsat data, have been less investigated. The aim of this paper is, first, to introduce the most efficient index/indices for estimating the canola yield and, second, to try to use data fusion techniques in order to increase the efficiency of the selected index/indices. Due to flowering in the growth period, canola has special spectral features. In this research, to estimate the yield of canola, a yield database along with the time series of the Landsat and MODIS data of Moghan Agro-Industry Company fields were provided. Then, 10 spectral indices were evaluated for estimating the canola yield. The relations between the canola yield and the candidate indices were investigated and it was revealed that, during the flowering period, the NDYI index obtained a higher accuracy compared with other indices ( $r = 0.73$ ). The fusion of the Landsat and MODIS time series data based on Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model (ESTARFM), resulted in a 7%-increase and an 11%-decrease in correlation and RMSE (kg/ha), respectively. This research indicated that data fusion techniques are able to improve the performance of spectral indices and hence increase the accuracy of crop yield estimation.

**Keywords:** Agriculture, Spectral indices, Yield estimation, Canola, Data fusion, MODIS and Landsat.