

# برآورد کسر پوشش گیاهی چغندر قند با استفاده از تصویربرداری با پهپادی و روش‌های جداسازی

## تصویر

### چکیده

کسر پوشش گیاهی یکی از مهم‌ترین معیارهای بررسی رشد و عملکرد گیاه بوده و یکی از داده‌های ورودی اکثر مدل‌های گیاهی به شمار می‌رود. کسر پوشش گیاهی سهولت بیشتری برای اندازه‌گیری نسبت به سایر روش‌ها که وابسته به بازدید میدانی یا پردازش تصاویر در خارج از محدوده طیفی مرئی هستند، دارد. در این مطالعه، از تصاویر پهپادی مزرعه چغندر قند در فصل زراعی ۱۳۹۵-۱۳۹۴ و در چهار تاریخ از اواخر اردیبهشت تا اوایل تیر در پژوهشگاه علوم گیاهی Lindau سوئیس استفاده شد. ابتدا عملکرد ترکیب شش شاخص گیاهی در ترکیب با سه گونه الگوریتم آستانه‌گذاری مختلف برای جداسازی پیکسل‌های پوشش گیاهی چغندر قند از سایر پیکسل‌های پس‌زمینه تصویر، مورد ارزیابی قرار گرفت. سپس از میان ۱۸ روش مورد بررسی، ۶ روش برتر برای مقایسه با مقادیر واقعی زمینی در ۳۰ ناحیه مختلف مزرعه و در چهار تاریخ از ابتدای چهار برگ‌گی شدن تا انتهای شش برگ‌گی شدن مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج نشان داد سه شاخص ExG، GLI و RGBVI و دو الگوریتم آستانه‌گذاری Otsu و Ridler-Calvard بهترین عملکرد را در جداسازی پوشش گیاهی داشتند. آماره‌های ارزیابی  $R^2$  و NRMSE برای روش ExG&Otsu به‌عنوان دقیق‌ترین روش، به ترتیب ۵/۱۳ درصد و ۰/۹۶ به‌دست آمد. همچنین روش RGBVI&RC با مقادیر NRMSE و  $R^2$  به ترتیب برابر با ۸/۱۸ درصد و ۰/۸۷ کم‌ترین دقت را برای برآورد پوشش گیاهی در ارزیابی اولیه نشان دادند. مقایسه شاخص‌های آماری نشان داد دو روش ExG&Otsu و ExG&RC با عملکرد یکسان، بیش‌ترین همبستگی را با واقعیت زمینی داشتند. همچنین روش GLI&Otsu کم‌ترین خطا را نسبت به داده‌های واقعیت زمینی داشت.

**کلیدواژه‌ها:** آستانه‌گذاری، شاخص تمایزدهنده پوشش گیاهی، فاصله ماهالانوبیس، طبقه‌بندی نظارت شده

## Assessment of Canopy Cover Fraction in Sugar Beet Field Using Unmanned Aerial Vehicle Imagery and different image segmentation methods

### Abstract

Canopy cover fraction is one of the most important criteria for investigating the crop growth and yield and is one of the input data of most plant models. Canopy cover fraction is easier to measure than other methods that depend on field observations or image processing beyond the visible spectrum. In this study, drone images of the sugar beet field in the cropping season of 2015-2016 and on the four dates from late May to late June at the Lindau center of plant sciences research, Switzerland were used. The research was conducted by six plant discrimination indices and three distinct thresholding algorithms to segment sugar beet vegetation then, among the 18 investigated methods, the best 6 methods were selected for comparison with the ground truth values in 30 different regions of the farm and on four dates from the beginning of the four-leaf stage to the end of the six-leaf stage were evaluated. Results showed that the ExG, GLI, and RGBVI indices, in combination with the Otsu and Ridler-Calvard thresholding algorithms, demonstrate optimal performance in vegetation segmentation. The evaluation statistics of NRMSE and  $R^2$  for the ExG&Otsu method as the most accurate method were obtained as 5.13 % and 0.96, respectively. Conversely, the RGBVI&RC method exhibits the least accuracy in the initial evaluation, with NRMSE and  $R^2$  values of 8.18 % and 0.87, respectively. Comparative analysis of statistical indicators highlights that the ExG&Otsu and ExG&RC methods with similar performance, displaying the highest correlation with ground truths. Additionally, the GLI&Otsu method consistently demonstrates the lowest error compared to ground truths.

**Keywords:** Canopy cover discrimination index, Mahalanobis distance, Supervised classification, Thresholding

## مقدمه

چغندرقد (*Beta vulgaris L.*) گیاهی دو ساله و غده‌ای است که در سال اول تولید غده و در سال دوم تولید بذر می‌کند. در رشد چغندرقد عواملی همچون آب، کود، طول روز، دما و رطوبت هوا بسیار مؤثر می‌باشد (اورک و همکاران، ۱۳۹۷؛ لطیف‌التجار و همکاران، ۱۳۹۳). بنابراین، پوشش گیاهی چغندرقد از عوامل متعددی تأثیر می‌گیرد و این عوامل باعث تغییر در ویژگی‌های ظاهری برگ‌ها نظیر رنگ، شکل و اندازه برگ‌ها می‌شوند. برای مثال، کلاور و همکاران (۱۹۹۹) بیان کردند که تحت تنش خشکی و در مواجهه با کمبود آب، برگ‌های چغندرقد گرایش به خوابیدگی بر روی خاک دارند و بنابراین، سطح مؤثر آن‌ها در برابر نور خورشید کاهش می‌یابد (Clover et al., 1999).

کسر پوشش گیاهی<sup>۱</sup> (CCF)، که به‌عنوان نسبت سطح زمین اشغال شده از طریق پوشش سبز گیاهی شناخته می‌شود (Purevdorj et al., 1998)، یکی از پرکاربردترین ویژگی‌های ساختاری گیاه است و از نقش مهمی در نظارت بر وضعیت رشد گیاه و تخمین عملکرد محصول برخوردار است (De la casa et al., 2018). اندازه‌گیری پوشش گیاهی در مشاهدات میدانی با استفاده از علائم قابل مشاهده، یک فرآیند دستی و پیچیده است که بیشتر توسط افراد آموزش دیده و مجرب، مانند متخصصان علم کشاورزی و متخصصان محصولات زراعی انجام می‌شود (Ghosal et al., 2018). برای مثال، تشخیص علائم تنش آبی به این روش، عمدتاً زمان‌بر و هزینه‌بر بوده و نیازمند دسترسی به سنجنده‌ها و تجهیزات دقیق و پیشرفته است. فناوری‌های مبتنی بر رایانه نظیر پردازش تصویر و یادگیری ماشین (اصطلاحاً بینایی رایانه<sup>۲</sup>) از جمله فناوری‌هایی است که به اندازه‌گیری مستقیم تنش آبی کمک می‌کند و قدری از مشکلات مذکور را کاهش می‌دهد (Zhuang et al. 2017; Biabi et al. 2019; Chandel et al. 2020). پاسخ گیاهان در شرایط تنش‌های محیطی نظیر کمبود آب متفاوت است. واکنش بعضی از گیاهان به صورت ظاهری قابل مشاهده است. به‌عنوان مثال، بعضی از گیاهان برگ‌های خود را جمع می‌کنند (در گیاه ذرت، برگ‌ها لوله‌ای می‌شوند) و یا برخی دیگر زاویه اتصال برگ به ساقه را تغییر می‌دهند. یکی دیگر از واکنش‌های گیاه در این شرایط، خشک کردن برگ‌ها و حذف تعدادی از آن‌ها است. در تمام این واکنش‌ها، هدف اصلی گیاه، کاهش سطح برگ (کاهش سطح تعرق در گیاه) و یا کاهش رسیدن نور به برگ است که همگی منجر به عدم از دست رفتن آب و حفظ رطوبت گیاه می‌شود. در برخی از گیاهان، با شروع علائم تنش آبی، روزنه‌های برگ شروع به بسته شدن می‌کند که این امر سبب افزایش دمای سطح برگ می‌شود. ممکن است با توجه به میزان تنش وارده شده، یکی یا همه موارد ذکر شده در گیاه اتفاق بیافتد (Li et al., 2012; Wakamori et al., 2020). هر کدام از پاسخ‌های ذکر شده امکان بررسی و تشخیص به کمک تصاویر رنگی و حرارتی را دارند. بنابراین، می‌توان با تصویربرداری از گیاه در طول فصل رشد و بررسی تغییرات تشخیص داده شده از طریق پردازش تصاویر، شرایط گیاه را از نظر تنش‌های محیطی بررسی کرد.

برآوردهای CCF می‌تواند به عنوان ورودی مستقیم مدل‌های گیاهی یا به عنوان پیش‌بینی‌کننده عملکرد گیاه، زیست توده و وضع مواد مغذی گیاه مورد استفاده قرار گیرد. پایش CCF در طول دوره رشد گیاه می‌تواند بیانگر وضعیت سلامت و چگونگی محیط رشد از نظر وجود یا عدم تنش‌های محیطی باشد. همچنین، تعیین سرعت رشد گیاه، بررسی شدت فتوسنتز، برآورد و پیش‌بینی عملکرد محصول، آشکارسازی وجود علائم کمبود رطوبت و تنش‌های خشکی، شوری و مواد مغذی گیاه از جمله کاربردهای دیگر این شاخص است. یکی از مزایای کاربرد CCF نسبت به سایر روش‌های اندازه‌گیری رشد گیاه، مانند شاخص سطح برگ<sup>۳</sup> (LAI)، این است که مقدار آن از طریق تصاویر دیجیتال (مرئی) قابل برآورد است (Lee and Lee, 2011; Coy et al., 2016) برای این منظور، می‌توان از تصاویر دوربین‌های دیجیتال و بدون آسیب‌زدن به بوته گیاه مقدار دقیق CCF را تعیین و از روابط ریاضی موجود، مقدار LAI را تخمین زد.

<sup>1</sup> Canopy Cover Fraction

<sup>2</sup> Computer Vision

<sup>3</sup> Leaf Area Index

به کارگیری تکنیک‌های معتبر تجزیه و تحلیل تصاویر برای برآورد پوشش سبز گیاهی در میان مجموعه‌ای از عارضه‌های موجود در تصویر ضروری می‌باشد (Mao et al., 2003). یکی از روش‌های رایج پردازش تصویر برای متمایز ساختن پوشش گیاهی و حذف پیکسل‌های پس‌زمینه، استفاده از الگوریتم‌های جداسازی در تصاویر ناحیه مرئی می‌باشد (Riehle et al., 2020). هم‌چنین، در میان تکنیک‌های جداسازی، روش‌های مبتنی بر آستانه‌گذاری<sup>4</sup> و خوشه‌بندی<sup>5</sup>، بیشترین استفاده را برای جداسازی تصاویر دارند (Abdullah et al., 2012; Riehle et al., 2020). روش‌های آستانه‌گذاری در مطالعات برآورد کسر پوشش گیاهی، پیکسل‌های تصویر را توسط یک مقدار حد آستانه به دو دسته پیکسل‌های پوشش سبز گیاهی و پیکسل‌های پس‌زمینه یا اضافی تقسیم‌بندی می‌کند. ورودی این الگوریتم‌ها تصاویر تک‌بانده خاکستری است که می‌تواند از اعمال شاخص‌های گیاهی تمایزدهنده پوشش گیاهی به دست بیاید. مقدار حد آستانه، مقدار دیجیتالی پیکسلی در تصویر تک‌بانده خاکستری است که اعداد دیجیتالی کمتر از آن، در تصویر به رنگ سیاه و اعداد دیجیتالی بزرگتر از آن، به رنگ سفید نمایش داده می‌شوند. تقسیم‌بندی پیکسل‌ها از روی هیستوگرام تصویر نیز قابل بررسی است. هیستوگرام تعداد پیکسل‌های مربوط به اعداد دیجیتالی (Digital Numbers) مختلف را نشان می‌دهد که با اعمال روش جداسازی به تصویر به دست می‌آید. این هیستوگرام شامل دو قله و یک دره در بین این دو دره است. این دره معرف حد آستانه جداسازی، در تصویر خاکستری است که اعداد دیجیتالی کمتر از آن، سیاه و اعداد دیجیتالی بزرگتر از آن، سفید در نظر گرفته می‌شوند.

در این مطالعه، برای بررسی صحت عملکرد روش‌های مختلف جداسازی، علاوه بر بررسی تغییرات پوشش گیاهی در تاریخ‌های مختلف، از گسسته‌سازی مکانی برای بررسی تغییرات پوشش گیاهی در نواحی مختلف زمین استفاده شد. این نوآوری، باعث می‌شود تا بررسی جزئی‌تری از عوامل تأثیرگذار بر برآورد پوشش گیاهی نظیر شرایط مختلف شدت نور، عارضه‌های مختلف اضافی و سایر عوامل تأثیرگذار بر برآورد پوشش گیاهی به عمل بیاید.

هدف از این پژوهش برآورد کسر پوشش گیاهی چغندرقد با استفاده از تصاویر پهپادی و مقایسه روش‌های مختلف جداسازی گیاه از پس‌زمینه بر اساس روش‌های ترکیبی تمایز و آستانه‌گذاری مختلف می‌باشد. با توجه به اینکه تاریخ و میزان شدت نور تصویر می‌تواند نتایج پردازش تصاویر را تحت تأثیر قرار دهد، مقایسه حاضر برای چهار تاریخ مختلف در طول دوره رشد گیاه انجام شد. هم‌چنین، به منظور مقایسه روش‌های مختلف، از مقادیر واقعیت زمینی در ۳۰ نقطه مختلف مزرعه استفاده شد.

## پیشینه پژوهش

پیشرفت و تولید ابزارهای جدید در زمینه ثبت تصاویر با کیفیت بالا به کمک پرنده‌های هدایت‌پذیر از راه دور (پهپاد یا UAV)، این امکان را برای پژوهشگران و متخصصان علم کشاورزی فراهم آورده است تا با به کارگیری الگوریتم‌های پردازش تصویر، به بهبود شرایط و افزایش بهره‌وری در حوزه‌های مختلف کشاورزی، کمک کنند. از جمله این کاربردها می‌توان به طبقه‌بندی و تولید نقشه‌های کاربری زمین (Kalischuk et al., 2019; Melville et al., 2019; Inoue, 2020)، تشخیص علف هرز و آشکارسازی تنش‌های گیاهی (Su et al., 2018; Zhang et al., 2019; Inoue, 2020; Gasparovic et al., 2020)، وضعیت آبیاری و درصد خیس‌شدگی سطحی خاک (Zhang et al., 2019; Inoue, 2020; Gasparovic et al., 2020)، پایش ریزگردها (Fawcett et al., 2020)، تغییرات سطح آب در تالاب‌ها (Goraj et al., 2019)، درجه‌بندی

<sup>4</sup>. Thresholding

<sup>5</sup>. Clustering

<sup>6</sup>. Unmanned Aerial Vehicle

کیفی محصول (Luna and Lobo., 2016)، تغییرات سطح پوشش گیاهی در جنگل‌ها (Negash et al., 2019) و بررسی تغییرات کاربری زمین در سری زمانی (Jumaat et al., 2018) مشخص اشاره کرد.

برآورد کسر پوشش گیاهی از طریق روش‌های پردازش تصویری به چند طریق صورت می‌گیرد. مطالعات بسیاری برای برآورد کسر پوشش گیاهی به روش‌های طبقه‌بندی نظارت شده، خوشه‌بندی یا طبقه‌بندی نظارت نشده، جداسازی و تولید فضاهای رنگی مختلف انجام شده است (Abdullah et al., 2012; Hernández-Hernández et al, 2016; Riehle et al., 2020). روش‌های جداسازی با استفاده از شاخص‌های تمایزدهنده پوشش گیاهی و الگوریتم آستانه‌گذاری عمل می‌کنند.

در تحقیقی شاخص سطح برگ برای مزرعه ذرت علوفه‌ای با استفاده از تصاویر پهپادی تهیه شد و توزیع مکانی آن مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج این تحقیق نشان داد ۹۶/۶ درصد از تغییرات شاخص سطح برگ در سطح مزرعه، توسط دو متغیر کسر پوشش گیاهی و باند مادون قرمز نزدیک وارد شده به مدل قابل تبیین بود (گوینده نجف‌آبادی و همکاران، ۱۳۹۷). در پژوهش دیگری با استفاده از داده‌های طیفی برداشت شده با پهپاد آشکارسازی درختان پرتقال و تشخیص تنش گیاهی مورد مطالعه قرار گرفت. ارزیابی الگوریتم‌های طبقه‌بندی برای تشخیص درختان دارای تنش در این تحقیق مقدار صحت کلی ۶۹ درصد را نشان داد. نتایج این تحقیق بیان‌گر امکان استفاده از تصاویر پهپاد به عنوان یک ابزار یا روش ارزشمند برای شناسایی بیماری‌های مؤثر بر درختان مرکبات در کشور و همچنین سایر مناطق تولید مرکبات بود (میرکی و همکاران، ۱۴۰۱). شاخص‌های تمایزدهنده گیاهی برای جداسازی پیکسل‌های پوشش گیاهی از پس‌زمینه تصاویر (غالبا خاک و سایه) استفاده می‌شوند. این شاخص‌ها به صورت یک رابطه جبری بین باندهای تصویر (قرمز، سبز و آبی) به جداسازی رنگ سبز از تصاویر کمک می‌کنند. روش‌های آستانه‌گذاری روش‌هایی هستند که فرآیند جداسازی را تکمیل می‌کنند. در این روش‌ها پیکسل‌های تصویر خاکستری تولید شده، به دو دسته سیاه و سفید قرار می‌گیرند. روش‌های آستانه‌گذاری، تصویر خاکستری را با یک حد آستانه مقایسه می‌کنند، پیکسل‌های بزرگ‌تر از حد آستانه به رنگ سفید و پیکسل‌های کوچک‌تر از حد آستانه، به رنگ سیاه در می‌آیند. با توجه به اینکه پیکسل‌های تصویر در دو دسته تقسیم‌بندی می‌شوند (پوشش گیاهی و پس‌زمینه تصویر)، درصد پوشش گیاهی (نسبت تعداد پیکسل‌های گیاه به تعداد کل پیکسل‌های تصویر ضرب در صد) قابل محاسبه خواهد بود. حدادی و همکاران در پژوهشی با استفاده از عکس‌های دوربین دیجیتال، مقدار پوشش سایه انداز گیاه چغندرقتد را به کمک روش‌های جداسازی برآورد کردند. در این پژوهش سه شاخص گیاهی تمایز و سه روش آستانه‌گذاری و ترکیب‌های آن‌ها مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد روش‌های ترکیبی روش‌های ترکیبی ExG-Otsu و ExGR- M Threshold به ترتیب، بالاترین صحت (۹۴/۶۹ درصد و ۸۷/۵۲ درصد) را داشتند (حدادی و همکاران، ۱۴۰۱). در پژوهشی دیگر، پردازش جداسازی برای محصول ذرت با شاخص‌های گیاهی تمایز ExG، ExGR و NDI (شاخص تفاضل نرمال شده) با سه روش آستانه‌گذاری خودکار Otsu، Ridler و مثلی انجام شده است که صحت روش آستانه‌گذاری مثلی برای پردازش شاخص NDI، ۹۰/۷۰ درصد و با شاخص ExGR، ۹۰/۲۳ درصد بوده است، همچنین برای روش‌های آستانه‌گذاری Otsu و Ridler، پردازش با شاخص NDI، صحت نتایج به ترتیب ۸۹/۰۶ درصد و ۸۹/۰۳ درصد بوده است (Aureliano Netto et al., 2018). در پژوهشی دیگر، برای جداسازی پوشش سایه‌انداز محصول سویا، از یک شاخص تمایز جدید گیاهی به نام (b-a) و آستانه‌گذاری خودکار مثلی و Otsu استفاده شده است. روشی که از آستانه‌گذاری Otsu استفاده کرده است،  $98/18 \pm 1/79$  درصد صحت و روشی که از آستانه‌گذاری مثلی استفاده کرده است،  $97/1 \pm 85/87$  درصد صحت داشته است (Kim et al., 2015). در مطالعه‌ای دیگر، برای جداسازی تصویر پوشش سایه‌انداز محصول برنج از پس‌زمینه، از شاخص‌های MexG ExG (شاخص ExG اصلاح‌شده) و gn و آستانه‌گذاری غیرخودکار انتخابی استفاده شده است. استفاده از شاخص MexG و آستانه‌گذاری انتخابی با حد آستانه ۰/۰۳ کم‌ترین خطا، را با ۰/۱۳ درصد و بیش‌ترین ضریب همبستگی را با ۰/۹۴ داشت (Lee & Lee, 2011).

## روش‌شناسی پژوهش

در این مطالعه از مجموعه تصاویر پهپادی گیاه چغندر قند در محدوده طیفی مرئی اخذ شده توسط دانشگاه بن آلمان<sup>۶</sup> استفاده شده است. تصاویر در چهار تاریخ ۱۳۹۵/۰۲/۳۱ (۲۰۱۶/۰۵/۲۰)، ۱۳۹۵/۰۳/۰۷ (۲۰۱۶/۰۵/۲۷)، ۱۳۹۵/۰۳/۲۸ (۲۰۱۶/۰۶/۱۷) و ۱۳۹۵/۰۴/۰۲ (۲۰۱۶/۰۶/۲۲) برداشته شده است. تصاویر با استفاده از پهپاد DJI MATRICE 100 تهیه شده است. ارتفاع پرواز برای هر تاریخ، ۸ تا ۱۲ متر بالای سطح زمین بوده است. تصاویر با استفاده از دوربین Zenmuse X3 با ابعاد ۲۲۵۰ × ۴۰۰۰ پیکسل و قدرت تفکیک مکانی ۴ میلی‌متر در هر پیکسل در ارتفاع متوسط ۱۰ متر تهیه شده است. هر تصویر با ابعاد زمینی معادل ۱۶ متر در ۹ متر، مساحت ۱۴۴ مترمربع از مزرعه را پوشش می‌دهد. تعداد تصاویر کل در هر تاریخ تصویربرداری متفاوت است. در تاریخ اول، ۴۵ تصویر، در تاریخ دوم، ۱۷۵، در تاریخ سوم ۱۲۱ و در تاریخ چهارم ۱۴۰ تصویر برداشته شده است. تصاویر تهیه شده در دوره رشد محصول چغندر قند از ابتدای مرحله چهارم برگی شدن تا انتهای مرحله شش برگی شدن است. سطح برگ از ۱۵۰ سانتی‌متر مربع در تاریخ اول تا ۴۳۰ سانتی‌متر مربع در تاریخ چهارم تغییر می‌کند (Chebroul et al., 2018). فاصله ردیف‌ها از یکدیگر حدود ۳۹ سانتی‌متر و فاصله هر گیاه در ردیف حدود ۱۸ سانتی‌متر است. تصاویر با همکاری دانشگاه بن و Raghav Khanna در مزرعه پژوهشگاه علوم گیاهی Lindau در سوئیس (47.45°N, 8.68°E) و در سال ۲۰۱۶ تهیه شده است. برای موزاییک کردن تصاویر، از نرم‌افزار Image Composite Editor (ICE) استفاده شد.

تصاویر خروجی برای بررسی عملکرد الگوریتم‌های پردازش تصویری در تشخیص پوشش گیاهی چغندر قند استفاده شد. در این پژوهش، ابتدا درصد پوشش گیاهی از طریق ۱۸ روش مختلف حاصل از ترکیب شش شاخص تمایز دهنده گیاهی و سه الگوریتم متفاوت آستانه‌گذاری محاسبه و سپس، برآوردهای هریک با مقادیر واقعیت زمینی مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفت.

شاخص‌های تمایز دهنده گیاهی برای جداسازی پیکسل‌های پوشش گیاهی از پس‌زمینه تصاویر (غالباً خاک و سایه) استفاده می‌شوند. این شاخص‌ها به صورت یک رابطه جبری بین باندهای تصویر (قرمز، سبز و آبی) به جداسازی رنگ سبز از تصاویر کمک می‌کنند. تا کنون، شاخص‌های مختلف بسیاری در مطالعات مورد استفاده قرار گرفته است. هریک از این شاخص‌ها، بنابر مزیت‌ها و محدودیت‌هایی که دارند عملکرد متفاوتی از خود نشان می‌دهند. جدول ۱، شاخص‌های مورد استفاده در این مطالعه را به همراه روابط ریاضی آن‌ها نشان می‌دهد. اعمال شاخص‌های تمایز بر روی تصاویر در محدوده طیف مرئی، یک تصویر تک باند خاکستری را تولید می‌کند (شکل ۱).

جدول ۱. شاخص‌های گیاهی تمایزکننده به کار رفته در این مطالعه

شماره	منبع	رابطه	شاخص گیاهی تمایز دهنده
۱	(Woebbecke et al., 1995)	2G-R-B	ExG <sup>۸</sup>
۲	(Yang et al., 2019)	3G-2.4R-B	ExGR <sup>۹</sup>
۳	(حدادی و همکاران، ۱۴۰۲)	3G-2.4B-R	ExGB <sup>۱۰</sup>
۴	(Louhaichi et al., 2008)	(2G-R-B)/(2G+R+B)	GLI <sup>۱۱</sup>
۵	(Saberioon and Gholizadeh., 2016)	(G-R)/(G+R-B)	VARI <sup>۱۲</sup>
۶	(Possoch et al., 2016)	(G <sup>2</sup> -B*R <sup>2</sup> )/(G <sup>2</sup> +B*R <sup>2</sup> )	RGBVI <sup>۱۳</sup>

R: Red band's value  
G: Green band's value

6. <https://www.ipb.uni-bonn.de/data/uav-sugarbeets-2015-16/>

8. Excess Green index

9. Excess Green minus excess Red index

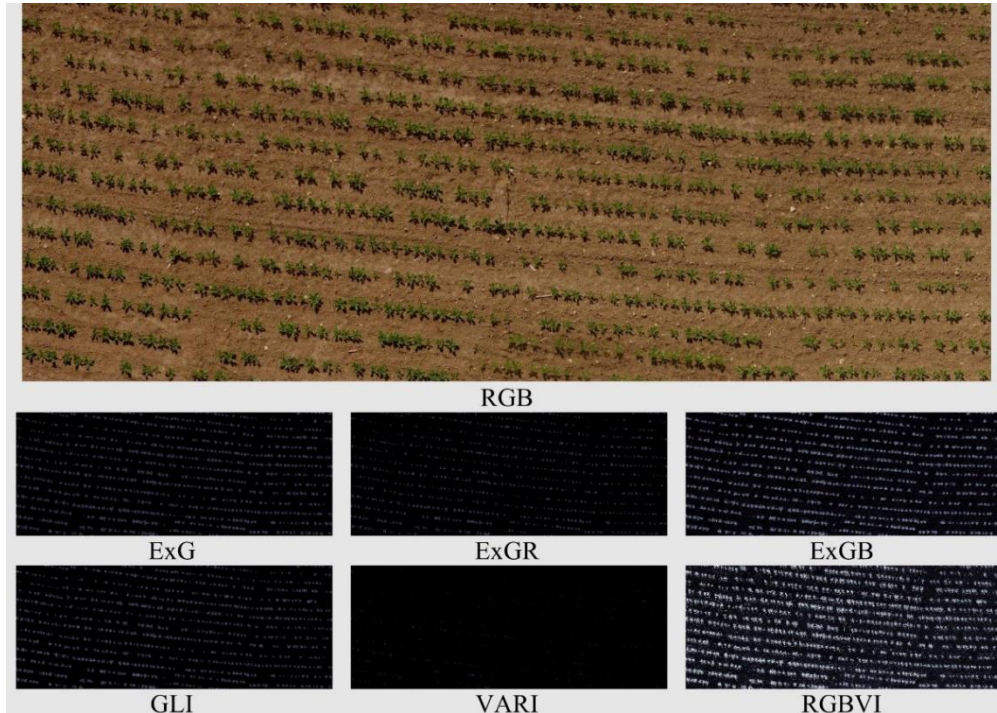
10. Excess Green minus excess Blue index

11. Green Leaf Index

12. Visible Atmospherically Resistant Index

13. Red Green Blue Vegetation Index

B: Blue band's value



شکل ۱. شاخص‌های مختلف تمایزدهنده گیاهی مورد بررسی در این مطالعه (منبع: یافته‌های پژوهش)

روش‌های آستانه‌گذاری روش‌هایی هستند که فرآیند جداسازی را تکمیل می‌کنند. در این روش‌ها پیکسل‌های تصویر خاکستری تولید شده، به دو دسته سیاه و سفید قرار می‌گیرند. روش‌های آستانه‌گذاری، تصویر خاکستری را با یک حد آستانه مقایسه می‌کنند، پیکسل‌های بزرگ‌تر از حد آستانه به رنگ سفید و پیکسل‌های کوچک‌تر از حد آستانه، به رنگ سیاه در می‌آیند. با توجه به اینکه پیکسل‌های تصویر در دو دسته تقسیم‌بندی می‌شوند (پوشش گیاهی و پس‌زمینه تصویر)، درصد پوشش گیاهی (نسبت تعداد پیکسل‌های گیاه به تعداد کل پیکسل‌های تصویر ضرب در صد) قابل محاسبه خواهد بود.

روش‌های آستانه‌گذاری بر پایه اصول مختلفی، حد آستانه را تعیین و تصویر را به دو رنگ سیاه و سفید در می‌آورند که باعث می‌شود تا عارضه موردنظر از مابقی عارضه‌های موجود در تصویر متمایز گردد. در این مطالعه از روش‌های آستانه‌گذاری Otsu<sup>۱۴</sup>، RC<sup>۱۵</sup> و 2P<sup>۱۶</sup> استفاده شده است. اعمال روش‌های جداسازی در بستر Python 3 و با استفاده از کتابخانه پردازش تصویری OpenCV انجام شد. روش آستانه‌گذاری Otsu (Otsu, 1979) تلاش می‌کند تا یک حد آستانه (t) را بیابد که واریانس وزنی درون کلاسی ارائه شده در رابطه (۷) کمینه شود.

$$\sigma^2_w(t) = q_1(t)\sigma^2_1(t) + q_2(t)\sigma^2_2(t);$$

$$q_1(t) = \sum_{i=1}^t P(i); \quad q_2(t) = \sum_{i=t+1}^I P(i) \quad \text{رابطه ۷}$$

$$\sigma^2_1(t) = \sum_{i=1}^t [i - \mu_1(t)]^2 \frac{P(i)}{q_1(t)}; \quad \sigma^2_2(t) = \sum_{i=t+1}^I [i - \mu_2(t)]^2 \frac{P(i)}{q_2(t)}$$

احتمال رخداد (P) برای هر پیکسل، در دو دسته ۱ و ۲ محاسبه می‌شود که توابع احتمال دسته‌ها با  $q_1(t)$  و  $q_2(t)$  مشخص شده است. روش آستانه‌گذاری Otsu طوری مقدار t را تعیین می‌کند که مقدار  $\sigma^2_w(t)$  کمینه شود. در روش آستانه‌گذاری خودکار Ridler-Calvard

<sup>14</sup>. Ridler-Calvard

<sup>15</sup>. Two-peaks

در ابتدا یک حد آستانه حدس زده می‌شود، سپس هیستوگرام به دو کلاس A و B تقسیم می‌شود. مقادیر متوسط شدت نور (رنگ)،  $m_A$  و  $m_B$  برای هر دو کلاس به دست آمده و حد آستانه جدید از میانگین  $m_A$  و  $m_B$  به دست می‌آید. این روند همچنان ادامه یافته و تکرار می‌شود تا جایی که همگرایی حاصل شود (He et al., 2016).

کلاس A، مربوط به پیکسل‌هایی می‌شود که از حد آستانه بزرگ‌تر هستند و کلاس B مربوط به پیکسل‌هایی می‌شود که کوچک‌تر یا برابر با حد آستانه هستند. رابطه (۸)، نحوه تعیین حد آستانه  $t$  را به روش آستانه‌گذاری Ridler-Calvard نشان می‌دهد.

$$t_{n+1} = \frac{m_f(t_n) + m_b(t_n)}{2}; \quad |t_{n+1} - t_n| < \varepsilon$$

$$m_f(t_n) = \sum_{g=0}^{t_n} g \cdot p(g); \quad m_b(t_n) = \sum_{g=t_n+1}^{L-1} g \cdot p(g); \quad g = \{0, 1, 2, \dots, L-1\}$$

رابطه (۸)

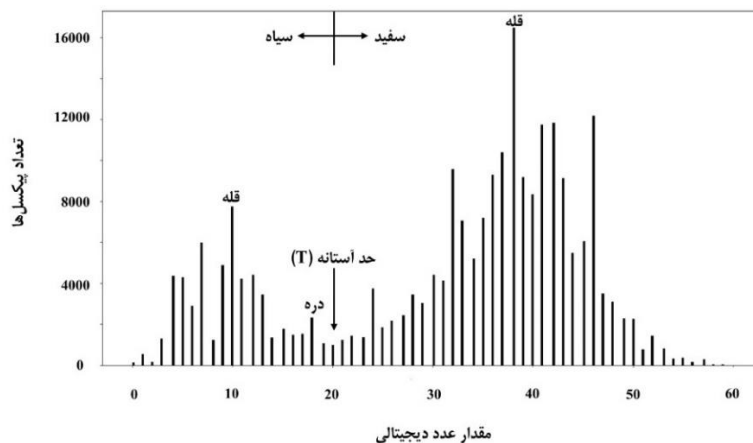
در این روابط،  $g$  مقادیر رنگ در مقیاس خاکستری است و  $p(g)$  تابع چگالی احتمال (PMF) مقیاس خاکستری  $g$  می‌باشد.  $g$  همانند سایر تصاویر خاکستری (grayscale) نشان دهنده یک ماتریس است که دارای دو بعد طول و عرض می‌باشد ولی عمق آن یک است یعنی تنها از یک لایه، کانال یا باند تشکیل شده است و هر پیکسل تنها یک عدد را در بر می‌گیرد. PMF از هیستوگرام تصویر و با نرمال کردن تابع توزیع تجمعی محاسبه می‌شود. مقدار جدید حد آستانه از میانگین‌گیری  $m_f$  و  $m_b$  به دست می‌آید. این روند تا جایی ادامه می‌یابد که اختلاف حد آستانه دو مرحله متوالی کمتر از  $\varepsilon$  شود.

در آستانه‌گذاری two-peaks (Parker, 2011)، حد آستانه در یک هیستوگرام دو قله‌ای، پایین‌ترین نقطه (دره) بین دو قله تعیین می‌شود. یافتن قله‌ی اول ساده است. اولین مقدار عدد دیجیتالی که بیشترین تعداد پیکسل را دارد معرف قله اول است. دومین نقطه که بیشترین مقدار را دارد، احتمالاً باید در نزدیک‌ترین فاصله با قله‌ی اول باشد. اما این نقطه، قله‌ی دوم نیست چون دره در بین این دو نقطه قرار ندارد. راهکار ساده‌ای که اغلب به خوبی جواب می‌دهد این است که با ضرب مقادیر هیستوگرام در مجذور فاصله از قله‌ی اول، به دنبال قله‌ی دوم بود. بنابراین اگر بالاترین قله در سطح  $z$  قرار داشته باشد، قله دوم با استفاده از رابطه‌ی (۹) تعیین می‌شود.

$$\max\{(k - j)^2 h[k]\}, 0 \leq k \leq 255$$

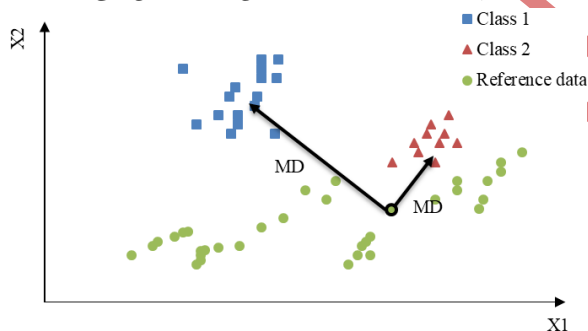
رابطه (۹)

که در آن،  $h$ ، هیستوگرام است و ۲۵۶ سطح خاکستری از ۰ تا ۲۵۵ در آن وجود دارد. شکل (۲)، روش آستانه‌گذاری دو قله‌ای را نشان می‌دهد.



شکل ۲. نمایش روش آستانه‌گذاری دو قله‌ای (منبع: Haddadi et al., 2023)

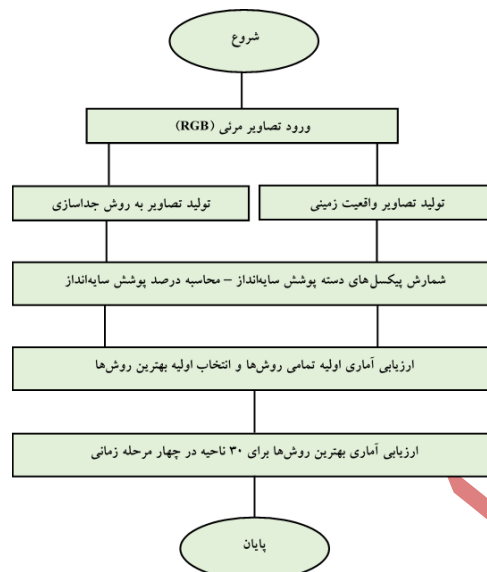
تصویر واقعیت زمینی، تصویر مبنایی است که عملکرد روش‌های مختلف جداسازی از مقایسه با آن سنجیده می‌شود. روش‌های مختلفی نظیر سنجش زمینی برای تهیه این تصویر وجود دارد. در این مطالعه، تصویر واقعیت زمینی در بستر نرم‌افزار Envi 5.6 و با استفاده از روش طبقه‌بندی نظارت شده با تعریف نمونه‌های آموزشی برای پیکسل‌های هدف و پس‌زمینه انجام شد. بر خلاف روش آستانه‌گذاری که پیکسل‌های تصویر را در دو دسته سفید و سیاه تقسیم می‌کند، در روش‌های طبقه‌بندی، می‌توان دسته‌بندی‌های بیشتری برای عارضه‌های مختلف موجود در تصویر در نظر گرفت. در این پژوهش، با بکارگیری روش طبقه‌بندی نظارت‌شده حداقل فاصله ماهالانوبیسی (Richards., 1999) از میانگین ( $MDC^{(1)}$ ) و نمونه‌های تعلیمی برای سه کلاس پوشش گیاهی، خاک و سایه‌ها، تصویر واقعیت زمینی تولید شد. در روش MDC، ابتدا مقادیر میانگین طیفی هر باند، با مشخص شدن پیکسلی که میانگین مقادیر طیفی نمونه‌های آموزش دیده هر دسته را به خود اختصاص داده، محاسبه می‌شود. در مرحله بعدی فاصله ماهالانوبیسی هر پیکسل دسته‌بندی نشده با پیکسل‌های میانگین، مقایسه شده و سپس پیکسل مورد نظر به دسته‌ای اختصاص می‌یابد که کمترین فاصله را با میانگین دارد (شکل ۳). همان‌گونه که از شکل ۳ قابل مشاهده است، پیکسل دسته‌بندی نشده، به دلیل فاصله کمتر نسبت به دسته ۲، به این دسته تعلق می‌یابد.



شکل ۳. نحوه عملکرد روش دسته‌بندی حداقل فاصله ماهالانوبیسی (منبع: یافته‌های پژوهش)

پس از دسته‌بندی هر یک از تصاویر و تعیین پیکسل‌های مربوط به برگ، با شمارش تعداد کل پیکسل‌های مربوط به دسته گیاه و تقسیم آن به تعداد کل پیکسل‌های تصویر، درصد پوشش گیاهی تعیین شد. برای تجزیه و تحلیل آماری، هر تصویر به ۳۰ ناحیه به ابعاد  $۷۴۶ \times ۵۷۳$  پیکسل تقسیم شد. این تقسیم‌بندی، عملکرد روش‌های مبتنی بر پردازش تصویر را نسبت به روش مبنا (واقعیت زمینی) نشان داد. نمودار گردشی زیر مراحل انجام شده برای جداسازی پوشش گیاهی و تعیین بهترین روش‌ها را نشان می‌دهد (شکل ۴).





شکل ۴. نمودار گردشگری مراحل مختلف انجام کار

## یافته‌های پژوهش

در ابتدا مقادیر درصد پوشش گیاهی (CC%) برای ۱۸ روش مختلف مورد بررسی، که حاصل ترکیب شش شاخص تمایزدهنده و سه الگوریتم آستانه‌گذاری بودند، در تمام چهار تاریخ و برای ۱۲۰ ناحیه مختلف تصویر با مقادیر واقعیت زمینی مقایسه گردید. سپس شش روش که کمترین خطای نرمال شده مجذور میانگین مربعات<sup>۱۷</sup> را نسبت به تصاویر مبنا داشتند، برای مرحله دوم ارزیابی مورد استفاده قرار گرفتند. روش‌های در نظر گرفته شده برای انجام ارزیابی نهایی در جدول ۲ نشان داده شده است. بررسی روش‌ها با آماره‌های  $R^2$ ، RMSE، NRMSE، ME و MAE انجام شد. روند رتبه‌بندی با استفاده از آماره MAE همانند NRMSE است. آماره ME نشان می‌دهد که متوسط خطا به سمت بیش‌برآوردی و یا کم‌برآوردی کشیده می‌شود.

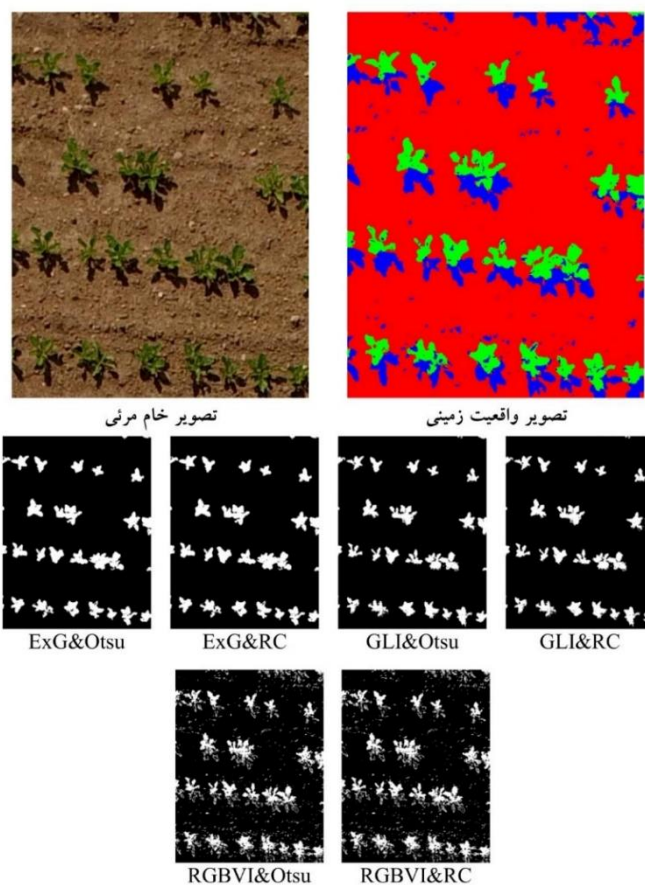
جدول ۲. ارزیابی روش‌های مختلف برآورد درصد پوشش گیاهی چندرنگند

شماره	روش‌های مورد بررسی	MAE (%)	ME (%)	NRMSE (%)	RMSE (%)	$R^2$	رتبه
۱	ExG&Otsu	۱/۷۵	۱/۱۱	۵/۱۳	۲/۰۵	-۰/۹۶	۱
۲	ExG&RC	۱/۷۵	۱/۱۱	۵/۱۳	۲/۰۵	-۰/۹۶	۱
۳	GLI&Otsu	۱/۸۰	-۰/۷۹	۶/۷۴	۲/۷	-۰/۹۲	۲
۴	GLI&RC	۱/۸۴	-۰/۷۵	۶/۷۸	۲/۷۱	-۰/۹۲	۳
۵	RGBVI&Otsu	۲/۶۸	-۰/۳۱	۸/۱۵	۳/۲۶	-۰/۸۷	۴
۶	RGBVI&RC	۲/۷۰	-۰/۳۳	۸/۱۸	۳/۲۷	-۰/۸۷	۵
۷	ExGB&RC	۳/۰۸	-۰/۶۴	۱۰/۷۴	۴/۳۹	-۰/۷۷	۶
۸	ExGB&Otsu	۳/۱۴	-۰/۷۰	۱۱/۰۱	۴/۴۱	-۰/۷۶	۷
۹	VARI&RC	۴/۳۳	-۴/۱۷	۱۲/۸۷	۵/۱۴	-۰/۸۹	۸
۱۰	VARI&Otsu	۴/۵۷	-۴/۵۰	۱۳/۴۹	۵/۳۹	-۰/۸۹	۹
۱۱	EXGR&RC	۵/۰۴	-۵/۰۴	۱۶/۸۹	۶/۷۵	-۰/۷۶	۱۰
۱۲	ExGR&Otsu	۵/۱۶	-۵/۱۶	۱۷/۲۶	۶/۹	-۰/۷۵	۱۱

<sup>۱۷</sup> Normalized Root Mean Square Error (NRMSE)

۱۳	ExG&2P	۶/۱۲	-۵/۸۹	۲۰/۹۸	۸/۳۹	-۰/۵۹	۱۲
۱۴	ExGR&2P	۶/۹۰	-۶/۸۴	۲۵/۹۵	۱۰/۳۷	-۰/۳۳	۱۳
۱۵	VARI&2P	۹/۶۹	-۹/۶۹	۲۹/۵۵	۱۱/۸۱	-۰/۶	۱۴
۱۶	GLI&2P	۱۰/۴۰	-۷/۹۵	۲۹/۸۵	۱۱/۹۳	-۰/۱۶	۱۵
۱۷	RGBVI&2P	۱۱/۲۶	-۱۱/۲۶	۳۵/۱۲	۱۴/۰۱	-۰/۰۹۳	۱۶
۱۸	ExGB&2P	۱۵/۳۰	-۶/۲۲	۴۲/۳۳	۱۶/۹۲	-۰/۳۴	۱۷

بر این اساس، روش‌های ExG&Otsu، ExG&RC، GLI&Otsu، GLI&RC، RGBVI&Otsu و RGBVI&RC برای انجام ارزیابی نهایی انتخاب شد. شاخص ExG و الگوریتم آستانه‌گذاری Otsu بهترین عملکرد را نشان دادند. تصاویر روش‌های منتخب در چهار تاریخ به ۳۰ ناحیه تقسیم و هر ناحیه با تصویر واقعیت زمینی متناظر خود مقایسه گردید. یک نمونه از نتایج روش‌های جداسازی (ماسک باینری) مقایسه با تصویر واقعیت زمینی (سه دسته برگ، خاک و سایه) در مرحله دوم رشد چغندر قند در شکل ۵ نشان داده شده است.



شکل ۵. مقایسه روش‌های جداسازی با تصویر واقعیت زمینی برای یک نمونه از برش‌ها (یافته‌های پژوهش)

درصد پوشش گیاهی در بهترین روش‌های منتخب ارزیابی اولیه، برای ارزیابی نهایی در چهار مرحله با استفاده از آماره‌های  $R^2$  و RMSE و NRMSE نسبت به مقادیر واقعیت زمینی مقایسه شد (جدول ۳). با توجه به نتایج مشخص شد که تأثیر شاخص نسبت به الگوریتم آستانه‌گذاری در برآورد صحیح پوشش گیاهی بیشتر است و الگوریتم‌های Otsu و Ridler-Calvard نتایج تقریباً مشابهی را نشان می‌دهند. دو روش ExG&Otsu و ExG&RC عملکرد کاملاً یکسانی نشان دادند و به طور کلی در چهار مرحله، بیشترین همبستگی به داده‌های

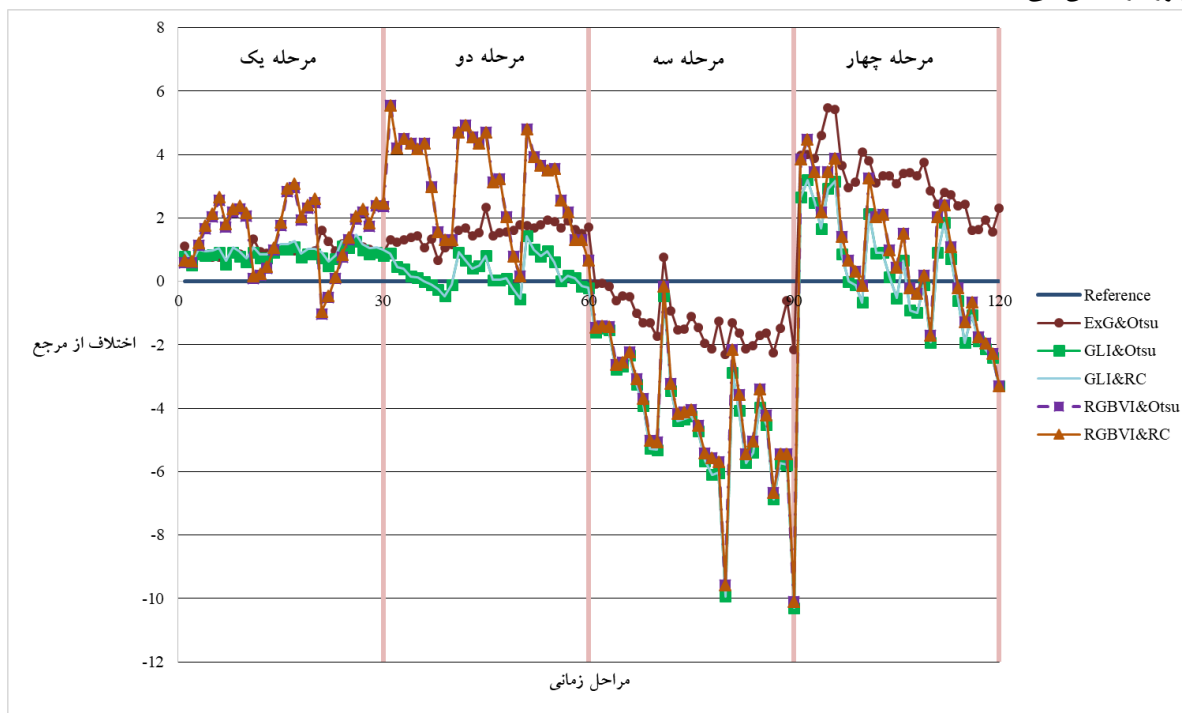
واقعیت زمینی مربوط به این روش‌ها بود. روش GLI&Otsu به طور کلی و در چهار مرحله کمترین خطا را نسبت به مقدار واقعی پوشش گیاهی برآورد کرد (جز در مرحله سوم). روش‌های منتخب با استفاده از شاخص RGBVI، کاهش خطای نرمال شده در مراحل پایایی رشد را نشان داد.

شکل ۶، تغییرات برآورد پوشش گیاهی توسط روش‌های منتخب را برای نواحی سی‌گانه در طی چهار مرحله نشان می‌دهد. در این نمودار، خط مبنای برآورد برابر با مقدار واقعی با رنگ آبی ترسیم شده است و مقادیر برآورد شده در بالا و پایین خط نشان دهنده بیش‌برآورد و کم‌برآورد پوشش گیاهی هستند. به دلیل یکسان بودن نتایج در دو روش منتخب با شاخص ExG، روش ExG&Otsu در شکل ۶ نشان داده شده است. در مرحله یک، تمامی روش‌ها، به جز قسمتی در روش‌های RGBVI&Otsu و RGBVI&RC پوشش گیاهی را بیشتر از مقدار واقعی برآورد کردند و روش‌های GLI&Otsu و GLI&RC و ExG&Otsu کمترین نوسان را داشتند.

جدول ۳. ارزیابی آماری روش‌های منتخب در چهار مرحله مختلف

روش ترکیبی جداسازی	مرحله	NRMSE (%)	RMSE (%)	R <sup>2</sup>
ExG&Otsu	۱	۳۴/۱۹	۰/۹۸	۰/۹۶
	۲	۲۱/۰۳	۱/۵۶	۰/۹۸
	۳	۴/۷۱	۱/۴۶	۰/۹۹
	۴	۱۷/۲۵	۳/۳۵	۰/۹۷
ExG&RC	۱	۳۴/۱۹	۰/۹۸	۰/۹۶
	۲	۲۱/۰۳	۱/۵۶	۰/۹۸
	۳	۴/۵۶	۱/۴۶	۰/۹۹
	۴	۱۷/۲۵	۳/۳۵	۰/۹۷
GLI&Otsu	۱	۳۹/۹۳	۰/۸۶	۰/۹۷
	۲	۷/۵	۰/۵۶	۰/۹۳
	۳	۱۵/۶۱	۴/۹۹	۰/۹۴
	۴	۹/۰۶	۱/۷۶	۰/۸۹
GLI&RC	۱	۳۵/۲۸	۱/۰۲	۰/۹۷
	۲	۷/۵	۰/۵۶	۰/۹۳
	۳	۱۶/۱۶	۴/۹۹	۰/۹۴
	۴	۹/۰۶	۱/۷۶	۰/۸۹
RGBVI&Otsu	۱	۶۱/۸۳	۱/۷۸	۰/۳۴
	۲	۴۶/۸۱	۳/۴۸	۰/۵۹
	۳	۱۲/۱۳	۴/۷۴	۰/۹۴
	۴	۱۱/۲۳	۲/۱۸	۰/۸۵
RGBVI&RC	۱	۶۴/۶۱	۱/۸۶	۰/۳۴
	۲	۴۶/۸۱	۳/۴۸	۰/۵۹
	۳	۱۲/۱۸	۴/۷۴	۰/۹۴
	۴	۱۱/۲۳	۲/۱۸	۰/۸۵

در مرحله دوم نیز به طور کلی، پوشش گیاهی بیش برآورد داشته است. در این مرحله، در قسمتی از تصویر، روش‌های GLI&Otsu و GLI&RC کم برآورد و روش‌های RGBVI&Otsu و RGBVI&RC نوسان زیادی را نشان می‌دهند. در مرحله سه، جز در یک نقطه در روش ExG&Otsu، در بقیه نواحی و روش‌ها، برآورد پوشش گیاهی کمتر از مقدار واقعی بود. تمامی روش‌ها نوسان زیاد و برآورد مشابهی به جز در روش ExG&Otsu نشان می‌دهند. در حقیقت مقادیر برآورد شده در این روش، بیشتر به مقادیر واقعی نزدیک هستند. در مرحله ۴، نوسان تمامی روش‌ها زیاد است ولی فقط روش ExG&Otsu بیش برآورد در تمامی نواحی را نشان می‌دهد و سایر روش‌ها بیش برآورد و کم برآورد را نشان می‌دهند.



شکل ۶. نمودار تغییرات برآورد درصد پوشش گیاهی در مراحل مختلف (محاسبات پژوهش)

## بحث

در این مطالعه، در ابتدا ۱۸ روش ترکیبی متشکل از شش شاخص و سه الگوریتم آستانه‌گذاری براساس آماره‌های  $R^2$  و NRMSE در کل مراحل رشد و در ۳۰ ناحیه از تصویر ارزیابی و شش روش برتر برای بررسی در هر یک از مراحل چهارگانه انتخاب شد. بر این اساس، روش‌های ExG&Otsu، ExG&RC، GLI&Otsu، GLI&RC، RGBVI&Otsu و RGBVI&RC انتخاب گردید. انتخاب روش جداسازی، می‌تواند منحصر به هر مطالعه‌ای باشد ولی با توجه به مزیت‌ها و محدودیت روش‌ها انجام می‌پذیرد. یکی از مهم‌ترین محدودیت‌ها، محدودیت شدت نور است. در این مطالعه، در تاریخ اول، هوا ابری، در تاریخ دوم، هوا آفتابی، در تاریخ سوم، هوا ابری با ابرهای تیره و در تاریخ چهارم هوا ابری بوده است. عملکرد برخی از شاخص‌های تمایزدهنده پوشش گیاهی (نظیر GLI در این مطالعه) تحت تأثیر شدت نور قرار می‌گیرد. محدودیت دیگر این که، در تاریخ‌های اول و دوم، گیاه رشد کمتری داشته و خطای برآورد پوشش گیاهی بیش‌تر تحت تأثیر انتخاب سخت‌تر پیکسل‌های تعلیمی بوده در حالی که در تاریخ سوم و چهارم، رشد گیاه کامل‌تر شده و خطای برآورد بیش‌تر تحت تأثیر افزایش پیکسل‌های سایه زیر برگ‌ها بوده است. الگوریتم‌های آستانه‌گذاری بر مبنای روابط علوم رایانه استوار هستند و بررسی آن‌ها مستقل از تصاویر گیاهی یا غیرگیاهی انجام می‌شود اما شاخص‌های تمایزدهنده مبنای گیاهی دارند و غالباً مختص تشخیص رنگ سبز و کلروفیل گیاهی هستند. بنابراین، بحث درباره عملکرد شاخص‌ها و مقایسه آن در مطالعات مختلف، می‌تواند از ارزش بیشتری برخوردار

باشد. در این مطالعه، سه شاخص ExG ( $R^2=0.96$ ,  $NRMSE=5.13$ ), GLI ( $R^2=0.92$ ,  $NRMSE=6.74$ ) و RGBVI ( $NRMSE=8.15$ ) عملکرد بهتری نسبت به شاخص‌های ExGB ( $R^2=0.77$ ,  $NRMSE=10.74$ ) و VARI ( $R^2=0.87$ ,  $NRMSE=16.89$ ,  $R^2=0.76$ ) نشان دادند. هم‌چنین نشان داده شد که نتایج برآورد پوشش گیاهی در چهار مرحله نیز متفاوت است. همان‌طور که پیش‌تر نیز اشاره شد، دلیل کارایی کمتر روش‌های دیگر، محدودیت و ضعف برخی از شاخص‌ها در شرایط شدت نور خیلی زیاد (مانند انعکاس نور) یا شدت نور خیلی کم (مانند سایه‌ها) است.

در مطالعه آگاپیو در سال ۲۰۲۰، ۱۰ شاخص مختلف گیاهی برای استخراج پوشش گیاهی در تصاویر پهپادی برای پنج منطقه جغرافیایی، شامل منطقه مرتفع شهری، منطقه اردوگاهی، گذرگاه رودخانه‌ای، منطقه تفریحی و منطقه کشاورزی بررسی شد و مشخص شد شاخص GLI بهترین عملکرد جداسازی پوشش گیاهی در تمام منطقه جغرافیایی را دارد. پس از آن، شاخص ExG عملکرد خوبی به جز در ناحیه گذرگاه رودخانه‌ای نشان داد (Agapiou, 2020). در مطالعه دیگری که با هدف تخمین شمارش گل کلزا در تصویر پهپادی انجام گرفت، ۱۰ شاخص تمایزدهنده گیاهی مورد استفاده قرار گرفت که شاخص VARI همبستگی بیشتری در تخمین تعداد گل نسبت به مقادیر شمارش شده ( $r=0.90$ ) در مقایسه با شاخص ExG ( $r=0.76$ ) نشان داد (Wan et al., 2018). در مطالعه دیگری که برای برآورد مقادیر SPAD برگ‌های چو در تصاویر پهپادی صورت گرفت، شاخص ExG ( $NRMSE=17.97\%$ ) عملکرد بهتری نسبت به شاخص GLI ( $NRMSE=19.03\%$ ) نشان داد (Liu et al., 2021). در مطالعه دیگری که با هدف برآورد کسر پوشش گیاهی ذرت تحت تنش آبی انجام شد، شاخص ExG عملکرد ضعیف‌تری (ضریب همبستگی پیرسون =  $0.19$ ) در فصل رشد ۲۰۱۸ و  $0.07$  در فصل رشد ۲۰۱۹ نسبت به شاخص VARI (ضریب همبستگی پیرسون =  $0.91$ ) در فصل رشد ۲۰۱۸ و  $0.94$  در فصل رشد ۲۰۱۹ نشان داد (Niu et al., 2021). بنابراین، استفاده از شاخص‌ها اگرچه روشی بسیار پر استفاده در مطالعات علوم گیاهی به شمار می‌رود، اما انتخاب نوع بهترین شاخص، به نوع مطالعه و هدف، نوع محصول و کیفیت پردازش تصاویر بستگی دارد.

## نتیجه‌گیری

امروزه با پیشرفت علوم رایانه و تجهیزات به‌روز می‌توان علاوه بر روش‌های مستقیم تعیین وضعیت سلامت گیاه، که مبتنی بر نمونه‌برداری میدانی هستند، از تکنیک‌های پردازش تصویر در این زمینه استفاده نمود. روش‌های مستقیم، زمان‌بر و هزینه‌بر و بیشتر مستعد مواجهه با خطاهای انسانی و سیستماتیک هستند در حالی که در روش پردازش تصاویر آسیمی به گیاه نمی‌زند، در حداقل زمان ممکن بیشترین اطلاعات را به کشاورز خواهد داد و رویه و فرآیند کم‌خطرتری را طی می‌کند. برآورد پوشش سایه‌انداز، زمانی بهینه می‌شود که پیکسل‌های ناخواسته تصویر توسط روش‌هایی نظیر دسته‌بندی نظارت شده (Supervised classification) و جداسازی (Segmentation) حذف شود. روش جداسازی، پایه و اساس ساده‌تری نسبت به روش‌های نظارت شده دارد و بدون نیاز به داده‌های آموزش یافته و با ترجمه هیستوگرام تصویر به دو رنگ سیاه و سفید (تصویر باینری)، با دقت قابل قبولی پیکسل‌های برگ را مشخص می‌کند. بنابر روشی که در این مطالعه توضیح داده شد، شاخص‌های گیاهی به تمایز پدیده‌های با رنگ سبز از سایر رنگ‌ها کمک شایانی می‌کنند. در این مطالعه دو مرحله بررسی برای انتخاب بهترین روش پردازش تصویری جداکننده کسر پوشش گیاهی، متشکل از ۶ شاخص متمایزکننده و ۳ الگوریتم آستانه‌گذاری مختلف انجام شد. شاخص سبزی‌نگی مضاعف (ExG) و الگوریتم آستانه‌گذاری Otsu بهترین عملکرد کلی را در میان انواع روش‌ها نشان داد. بررسی روش‌ها در تاریخ‌های چهارگانه، روش شاخص برگ سبز (GLI) و الگوریتم آستانه‌گذاری Otsu در سه مرحله اول، دوم و چهارم بهترین عملکرد و روش شاخص سبزی‌نگی مضاعف (ExG) و الگوریتم آستانه‌گذاری Otsu در مرحله سوم که بیش‌ترین ابرناکی وجود داشت بهترین عملکرد را نشان دادند.

## منابع

اورک، هادی؛ آبدانان مهدی زاده، سامان و سعدی، مجید (۱۳۹۷). پیش‌بینی عملکرد چغندر قند به کمک پردازش تصویر به صورت برخط، نشریه علمی چغندر قند، ۳۴ (۲): ۱۸۱-۱۹۱.

حدادی، سیدرضا؛ سلطانی، مسعود و هاشمی، معصومه (۱۴۰۲). ارزیابی شاخص‌های مختلف تمایز پوشش گیاهی و الگوریتم‌های پردازش تصویر برای تخمین بهره‌وری آب، نشریه علمی مدیریت آب در کشاورزی، ۱۰ (۱): ۱۷۴-۱۵۹.

حدادی، سیدرضا؛ سلطانی، مسعود و هاشمی، معصومه (۱۴۰۱). مقایسه صحت روش‌های مختلف پردازش تصویر در برآورد پوشش سایه‌انداز گیاه چغندر قند با استفاده از تصاویر دوربین دیجیتال، مدیریت آب و آبیاری، ۱۲ (۲): ۳۰۸-۲۹۵.

سلطانی، مسعود (۱۴۰۲). برآورد درصد پوشش گیاهی ذرت با استفاده از الگوریتم‌های پردازش تصویر، مدیریت آب و آبیاری.

گوینده نجف‌آبادی، مصطفی؛ میرلطیفی، سیدمجید و اکبری، مهدی (۱۳۹۷). برآورد شاخص سطح برگ ذرت با استفاده از دوربین دیجیتال اصلاح شده، نشریه علمی آبیاری و زهکشی ایران، ۱۲ (۶): ۱۳۹۶-۱۴۰۶.

لطیف‌التجار، سینا؛ جعفری، عبدالعباس؛ نصیری، سیدمهدی و شریفی، حمید (۱۳۹۳). تخمین عملکرد چغندر قند براساس پوشش سایه‌انداز گیاه با استفاده از الگوهای پردازش تصویر. ماشین‌های کشاورزی، ۴ (۲): ۲۷۵-۲۸۴.

میرکی، مژده؛ سهرابی، هرمز و فاتحی، پرویز (۱۴۰۱). آشکارسازی درختان پرتقال و تشخیص تنش گیاهی براساس داده‌های طیفی اخذ شده از پهپاد، مجله پژوهش در علوم باغبانی، ۱ (۱): ۲۷-۴۰.

## References

- Abdullah, S. L. S., Hambali, H., & Jamil, N. (2012). Segmentation of natural images using an improved thresholding-based technique. *Procedia Engineering*, 41(Iris), 938–944. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.07.266>.
- Agapiou, A. (2020). Vegetation extraction using visible-bands from openly licensed unmanned aerial vehicle imagery. *Drones*, 4(2), 1-15. <https://doi.org/10.3390/drones4020027>.
- Azimi S, Gandhi TK. (2020). Water Stress Identification in Chickpea Images using Machine Learning. *IEEE Region 10 Humanitarian Technology Conference, R10-HTC2020-December*: <https://doi.org/10.1109/R10-HTC49770.2020.9356973>.
- Biabi H, Abdanan Mehdizadeh S, Salehi Salmi M. (2019). Design and implementation of a smart system for water management of liliun flower using image processing. *Computers and Electronics in Agriculture*, 160:131–143. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.03.019>.
- Chandel NS, Chakraborty SK, Rajwade YA., et al. (2020). Identifying crop water stress using deep learning models. *Neural Computing and Applications*, 4: <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05325-4>.
- Clover, G. R. G., Smith, H. G., Azam-Ali, S. N., et al. (1999). The effects of drought on sugar beet growth in isolation and in combination with beet yellows virus infection. *Journal of Agricultural Science*, 133(3), 251–261. <https://doi.org/10.1017/S0021859699007005>.
- Coy, A. et al. (2016) Increasing the accuracy and automation of fractional vegetation cover estimation from digital photographs, *Remote Sensing*, 8(7), 21–25. doi: 10.3390/rs8070474.
- Fawcett D, Panigada C, Tagliabue G., et al. (2020). Multi-Scale Evaluation of Drone-Based Multispectral Surface Reflectance and Vegetation Indices in Operational Conditions. *Remote Sensing*, 2020(12), 514. <https://doi.org/10.3390/RS12030514>.
- Gašparović M, Zrinjski M, Barković Đ., et al. (2020). An automatic method for weed mapping in oat fields based on UAV imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 173, 105385. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2020.105385>.
- Ghosal S, Blystone D, Singh AK., et al. (2018). An explainable deep machine vision framework for plant stress phenotyping. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 115, 4613–4618. <https://doi.org/10.1073/pnas.1716999115>.
- Góraj M, Wróblewski C, Ciężkowski W., et al. (2019). Free water table area monitoring on wetlands using satellite and UAV orthophotomaps – Kampinos National Park case study. *Meteorology Hydrology and Water Management*, 7, 23–30. <https://doi.org/10.26491/MHWM/95086>.
- Gooyandeh, M., Mirlatif, S. M., & Akbari, M. (2019). Estimating Leaf Area Index of a corn silage field using a Modified Commercial Digital Camera. *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, 12(6), 1396-1406. (In Persian)
- Haddadi, S. R., Soltani M., & Hashemi M. (2023). Evaluation of different vegetation discriminator indices and image

processing algorithms to estimate water productivity. *Water Management in Agriculture* 10(1), 159-174(In) . (Persian)

- Haddadi, S. R., Soltani, M., & Hashemi, M. (2022). Comparing the accuracy of different image processing methods to estimate sugar beet canopy cover by digital camera images. *Water and Irrigation Management*, 12(2), 295-308. doi: 10.22059/jwim.2022.336225.954 (In Persian)
- He, H. J., Zheng, C. & Sun, D. W. (2016). Image segmentation techniques. *International Computer Vision Technology for Food Quality Evaluation: Second Edition*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802232-0.00002-5>.
- Hernández-Hernández, J. L., García-Mateos, G., González-Esquiva, J.M., *et al.* (2016). Optimal color space selection method for plant/soil segmentation in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*. 122, 124-132. doi: 10.1016/j.compag.2016.01.020.
- Inoue Y. (2020). Satellite- and drone-based remote sensing of crops and soils for smart farming – a review. *Soil Science and Plant Nutrition*, 66, 798–810. <https://doi.org/10.1080/00380768.2020.1738899>.
- Kalischuk M, Paret ML, Freeman JH., *et al.* (2019). An improved crop scouting technique incorporating unmanned aerial vehicle-assisted multispectral crop imaging into conventional scouting practice for gummy stem blight in Watermelon. *Plant Disease*, 103, 1642–1650. [https://doi.org/10.1094/PDIS-08-18-1373-RE/ASSET/IMAGES/LARGE/PDIS-08-18-1373-RE\\_F6.JPEG](https://doi.org/10.1094/PDIS-08-18-1373-RE/ASSET/IMAGES/LARGE/PDIS-08-18-1373-RE_F6.JPEG).
- Latifoltojar, S., Jafari, A., Nassiri, S. M., *et al.* (2014). Yield estimation of sugar beet based on plant canopy using machine vision methods. *Journal of Agricultural Machinery*, 4(2), 275–284. (In Persian)
- Lee, K. J. & Lee, B. W. (2011). Estimating canopy cover from color digital camera image of rice field, *Journal of Crop Science and Biotechnology*, 14(2), 151–155. doi: 10.1007/s12892-011-0029-z.
- Liu, Y., Hatou, K., Aihara, T., *et al.* (2021). A robust vegetation index based on different uav rgb images to estimate SPAD values of naked barley leaves. *Remote Sensing*, 13(4), 1-21. <https://doi.org/10.3390/rs13040686>.
- Louhaichi, M, Borman, M. M. & Johnson, D. E. (2001). Spatially Located Platform and Aerial Photography for Documentation of Grazing Impacts on Wheat. *Geocarto International*, 16(1), 65-70, doi: 10.1080/10106040108542184.
- Luna I, Lobo A. (2016). Mapping crop planting quality in sugarcane from UAV imagery: A pilot study in Nicaragua. *Remote Sensing*, 8, 1–18. <https://doi.org/10.3390/rs8060500>.
- Melville B, Lucieer A, Aryal J. (2019). Classification of Lowland Native Grassland Communities Using Hyperspectral Unmanned Aircraft System (UAS) Imagery in the Tasmanian Midlands. *Drones*, 3, 5. <https://doi.org/10.3390/DRONES3010005>.
- Miraki, M., Sohrabi, H., & Fatehi, P. (2022). Citrus trees identification and trees stress detection based on spectral data derived from UAVs. *Research in Horticultural Sciences*, 1(1), 27-40. doi: 10.22092/rhsj.2022.127815. (In Persian)
- Negash L, Kim HY, Choi HL. (2019). Emerging UAV Applications in Agriculture. *2019 7th International Conference on Robot Intelligence Technology and Applications, RiTA 2019*, 254–257. <https://doi.org/10.1109/RITAPP.2019.8932853>.
- Nguyen LQ, Bui LK, Cao CX., *et al.* (2024). Application of artificial neural networks and UAV-based air quality monitoring sensors for simulating dust emission in quarries. *Applications of Artificial Intelligence in Mining, Geotechnical and Geoengineering*, 7–22. <https://doi.org/10.1016/B978-0-443-18764-3.00012-6>.
- Niu, Y., Han, W., Zhang, H., *et al.* (2021). Estimating fractional vegetation cover of maize under water stress from UAV multispectral imagery using machine learning algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, 189(August), 106414. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106414>.
- Orak, H., Abdanan Mehdizeh, S., & Sadi, M. (2018). Predicting sugar beet performance by online image processing. *Journal of Sugar Beet*, 34(2), 181–191. <https://doi.org/10.22092/jsb.2019.120670.1178> (In Persian)
- Otsu, N. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transaction on Systems, Man and*

*Cybernetics*, 20(1), 62–66.

- Parker, J. R. (2011). Algorithms for image processing and computer vision. *International Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9).
- Possoch, M., Bieker, S., Hoffmeister, D., et al. (2016). Multi-temporal crop surface models combined with the RGB vegetation index from UAV-based images for forage monitoring in grassland. *International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41, 991–998. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XLI-B1-991-2016>.
- Riehle, D., Reiser, D., & Griepentrog, H. W. (2020). Robust index-based semantic plant/background segmentation for RGB- images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 169(December 2019), 105201. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105201>.
- Richards, J.A. Remote Sensing Digital Image Analysis Berlin. (1999). Springer-Verlag, 240.
- Saberioon, M. M., Gholizadeh, A. (2016). Novel approach for estimating nitrogen content in paddy fields using low altitude remote sensing system. *International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41, 1011–1015. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XLI-B1-1011-2016>.
- Soltani, M. Estimating maize canopy cover percent by means of image processing algorithms. *Water and Irrigation Management*, 2023; (0): -. doi: 10.22059/jwim.2023.364331.1098.
- Su J, Coombes M, Liu C., et al. (2018). Wheat Drought Assessment by Remote Sensing Imagery Using Unmanned Aerial Vehicle. *Chinese Control Conference, CCC*, 2018(July):10340–10344. <https://doi.org/10.23919/ChiCC.2018.8484005>.
- Wakamori K, Mizuno R, Nakanishi G., et al. (2020). Multimodal neural network with clustering-based drop for estimating plant water stress. *Computers and Electronics in Agriculture*, 168, 105118. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105118>.
- Wan, L., Li, Y., Cen, H., et al. (2018). Combining UAV-based vegetation indices and image classification to estimate flower number in oilseed rape. *Remote Sensing*, 10(9). <https://doi.org/10.3390/rs10091484>.
- Wenhua M, Yiming W, Yueqing W. (2003). Real-time Detection of Between-row Weeds Using Machine Vision. *2003 ASAE Annual International Meeting*, <https://doi.org/10.13031/2013.15381>.
- Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargen, K., et al. (1995). Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers*, 38(1): 259–269.
- Yang, B.H., Wang, M.X., Sha, Z.X., et al. (2019). Evaluation of aboveground nitrogen content of winter wheat using digital imagery of unmanned aerial vehicles. *Sensors (Basel)*, 19(20). <https://doi.org/10.3390/s19204416>.
- Zhang X, Han L, Dong Y., et al. (2019). A Deep Learning-Based Approach for Automated Yellow Rust Disease Detection from High-Resolution Hyperspectral UAV Images. *Remote Sensing*, 11, 1554. <https://doi.org/10.3390/RS11131554>.
- Zhuang S, Wang P, Jiang B., et al. (2017). Early detection of water stress in maize based on digital images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 140, 461–468. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.06.022>.



# Assessment of Canopy Cover Fraction in Sugar Beet Field Using Unmanned Aerial Vehicle Imagery and different image segmentation methods

## EXTENDED ABSTRACT

### Introduction

Canopy cover fraction (CCF) is the fraction of crop canopies projected onto the ground surface. CCF is one of the most important criteria for investigating the crop growth and yield and is one of the input data of most plant models. Unlike measurement methods relying on field observations or image processing beyond the visible spectrum, the fraction of canopy cover can be conveniently estimated within the visible spectrum. CCF can be applied in the fields of controlling plant growth conditions, identification of the leaves disease, monitoring the status of necessary nutrients and controlling the plant stress symptoms such as drought stress, nutrient deficiency and weed stress. Nowadays segmentation methods of digital images has achieved an important role in the part of image processing in agriculture. Segmentation, mainly means the discrimination of the leaves pixels (green body as foreground) from the pixels of the background. In this instance, different techniques have been employed to segment canopy cover fractions (CCF). One widely used approach involves combining canopy cover discrimination indices with thresholding algorithms. In this study, 18 different methods were applied, comprising six indices and three thresholding algorithms, across four dates and 30 regions within a UAV image of a sugar beet field. Utilizing discrete spatial analysis enables a thorough examination of factors affecting canopy cover estimation, including variations in light intensity, additional phenomena, and other influencing factors.

### Methods

The dataset of drone images captured by the University of Bonn of the sugar beet field during the 2015-16 cropping season was utilized. These data were prepared using DJI MATRICE 100 drone and with dimensions of 4000 x 2000 pixels in the field of Lindau Plant Research Institute located in Switzerland (47.45°N, 8.68°E). Canopy cover segmentation was done using ExG, ExGR, ExGB, GLI, VARI, RGBVI indices and Otsu, Ridler-Calvard and Two-Peaks thresholding algorithms.

### Results and Discussion

Different segmentation methods were assessed for accuracy through comparison with ground truth images produced using Envi 5.6 software. Initially, 18 methods were evaluated across all growth stages and in 30 regions of the image, utilizing NRMSE and  $R^2$  statistics. The top six methods—ExG&Otsu, ExG&Ridler-Calvard, GLI&Otsu, GLI&Ridler-Calvard, RGBVI&Otsu, and RGBVI&Ridler-Calvard—were then selected for detailed analysis on each of the four dates. The study revealed that the choice of indices has a greater impact on method accuracy compared to thresholding algorithms. This is due to the limitation and weakness of some indices in conditions of very high light intensity (such as light reflection) or very low light intensity (such as shadows). Among the indices, three indices ExG (NRMSE=5.13,  $R^2=0.96$ ), GLI (NRMSE=6.74,  $R^2=0.92$ ) and RGBVI (NRMSE=8.15,  $R^2=0.87$ ) showed better performances than ExGR (NRMSE=16.89,  $R^2=0.76$ ), ExGB (NRMSE=10.74,  $R^2=0.77$ ) and VARI (NRMSE=12.87,  $R^2=0.89$ ).

### Conclusions

Such an accurate, fast and automated method for estimating CCF from digital images is potentially beneficial for many applications, including crop modelling. Unlike direct field methods, indirect methods such as segmentation image processing method are not destructive, save time and resources, and are less expensive. Selecting a suitable greenness discrimination index for segmentation is crucial. It's important to carefully consider both the strengths and limitations of the chosen index for future research endeavors.

**Keywords:** Canopy Cover Discrimination Index, Mahalanobis Distance, Supervised Classification, Thresholding