

مقاله علمی - پژوهشی

تخمین تراکم گیاهچه‌های کلزا در مرحله دوبرگی بر مبنای پردازش تصویر و با استفاده از ترکیب الگوریتم‌های مدل مخلوط گوسی و خوشه‌بندی نزدیک‌ترین همسایگی

علیرضا رضایی^{۱*}، سیدمرتضی خلیلی^۲، میلاد اسدپور^۳

۱، ۲ و ۳- به ترتیب: استادیار آزمایشگاه روبات‌های سیار هوشمند؛ کارشناس ارشد؛ و دانشجوی کارشناسی ارشد گروه بین رشته‌ای فناوری، بخش مکترونیک و ممز، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، تهران، ایران
تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱/۲۶؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۴/۲۶

چکیده

امروزه با گسترش کشاورزی صنعتی استفاده از علوم و فنون نوین مانند هوش مصنوعی در افزایش بهره‌وری محصولات و هوشمندسازی روش‌های کشاورزی نقش به‌سزایی دارد. از جمله این روش‌ها می‌توان به تخمین تراکم گیاهچه‌ها با استفاده از روش‌های پردازش تصویر اشاره کرد. این امر علاوه بر کمک به مدیریت زمین‌های کشاورزی در ارزیابی میزان کود و مواد شیمیایی و تعیین فضای مورد نیاز انبارداری نیز تأثیرگذار است. در این مقاله روش جدیدی برای تخمین تراکم گیاهچه‌های کلزا در مرحله دوبرگی پیشنهاد شد. ابتدا از مزرعه کلزا در مرحله دوبرگی واقع در روستای محمدآباد قزوین تصاویری تهیه شد؛ سپس مدل مخلوط گوسی به همراه الگوریتم پیشینه‌سازی امید ریاضی برای بخش‌بندی تصاویر و الگوریتم خوشه‌بندی نزدیک‌ترین همسایگی و عملگرهای ریخت‌شناسی برای شمارش تعداد گیاهچه‌ها موجود در تصاویر استفاده شده است. تعداد گیاهچه‌های کلزای موجود در تصاویر به روش دستی نیز محاسبه شد و به عنوان مقادیر مرجع برای ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی، مورد استفاده قرار گرفت. نتایج حاصل از روش پیشنهادی، دارای همبستگی $R=0.96$ با روش شمارش دستی و دارای دقت $96/5$ درصد است. روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های متداول گذشته مانند روش شاخص تفاوت نرمال و روش آستانه‌گذاری اوتسو عملکرد بهتری دارد. همچنین با وجود اینکه تصاویر در شرایط محیطی متفاوت و با شدت نورهای مختلف اخذ شدند، میزان خطای روش پیشنهادی برای تصاویر مورد استفاده تنها کمتر از چهار درصد بود که کارایی روش ارائه شده را در تخمین تراکم کلزا نشان می‌دهد. لذا از روش پیشنهادی می‌توان در تخمین گیاهچه‌های کلزا به صورت عملی در زمین‌های کشاورزی استفاده نمود.

واژه‌های کلیدی

اتوماسیون در کشاورزی، الگوریتم شمارش گیاهچه‌های کلزا، بخش‌بندی تصاویر

مقدمه

روغنی افزایش چشم‌گیری طی ۲۵ سال گذشته داشته است. هم‌اکنون تولیدات دانه‌های روغنی بالغ بر ۴۵۰ میلیون تن در سال است که ۲۵ درصد کل دانه‌های تولیدی جهان در یک سال را شامل

دانه‌های روغنی به عنوان یک منبع مهم در تأمین انرژی و پروتئین از اهمیت بالایی در امنیت غذایی انسان‌ها برخوردارند. از این‌رو تولید دانه‌های

طرح‌های افزایش تولید دانه‌های روغنی داشته باشد. کاربرد صنعتی این محصول نیز باعث شده تا به طور معمول در سطح وسیع کشت شود که این موضوع ضرورت مدیریت صحیح زمین‌های کشاورزی و استفاده از فناوری‌های نوین در فرآیند کشت را برای این محصول بارزتر می‌نماید.

مکانیزه شدن و جایگزین کردن ماشین‌های هوشمند به جای انسان تبدیل به امری اجتناب‌ناپذیر در کشاورزی مدرن شده است. یکی از مهم‌ترین ابزارها در این زمینه، پردازش تصویر است که از آن می‌توان در مواردی نظیر شناسایی ارقام گوناگون گیاهان، تشخیص رسیدگی، دسته‌بندی کیفی محصولات و تخمین تراکم گیاهچه‌ها استفاده نمود. از روش‌های سودمند و شناخته شده در کشاورزی دقیق، روش‌های مکانیزه هستند که برای نظارت مستمر بر مناطق وسیع بسیار مقرون به صرفه است. از طرفی تهیه اطلاعات مربوط به رسیدگی محصول، سطح زیر کشت، میزان گیاهچه‌ها، تراکم آن و تخمین عملکرد محصول، تأمین‌کننده مدیریت موفق و پایدار در سیاست‌گذاری‌های کلان کشاورزی و اقتصادی برای کالاهای راهبردی است.

یکی از عامل‌های مهم در کشاورزی دقیق تخمین تراکم گیاهچه‌ها بوده و از مهم‌ترین عواملی است که بر عملکرد ماشین‌های برداشت نظیر کمباین و دروگر نیز اثر می‌گذارد و می‌تواند به بهینه کردن عملیات داشت و برداشت کمک کند.

تخمین گیاهچه‌ها علاوه بر کمک به مدیریت زمین‌های کشاورزی و کاهش هزینه‌های داشت و برداشت، می‌تواند به ارزیابی میزان کود و مواد شیمیایی موردنیاز مزرعه هم کمک نماید و از طرفی برای فرآیندهای پس از برداشت نظیر پیش‌بینی

می‌شود. بیش‌ترین سهم این حجم از تولید مربوط به ۱۰ نوع از دانه‌های روغنی است که کلزا از مهم‌ترین آن‌ها محسوب می‌شود و در جایگاه دوم تولید جهانی دانه‌های روغنی قرار دارد. دانه‌های روغنی در کشور ما نیز به عنوان ماده اولیه روغن نباتی از جمله محصولات استراتژیک محسوب می‌شوند. روغن نباتی علاوه بر تأمین امنیت غذایی در ثبات اقتصادی و سیاسی کشور نیز اهمیت دارد. چنانچه در کشور ما با توجه به واردات ۹۰ درصدی روغن‌های خوراکی، این موضوع توجه خاصی را می‌طلبد؛ زیرا علی‌رغم استعداد بالقوه کشور در تولید دانه‌های روغنی در حال حاضر در حدود ۱۰ درصد از نیاز داخلی ما به روغن نباتی از دانه تولید داخل تأمین می‌شود و مابقی نیاز کشور از خارج به صورت روغن خام وارد کشور می‌شود که باعث خروج حدود ۴ میلیارد دلار ارز از کشور می‌شود (Karbasi et al., 2019). در مجامع بین‌المللی روغن کانولا عموماً با نام دانه کلزای دو صفر^۱ شناخته می‌شود که اشاره به مقدار بسیار پایین اسید اروسیک و گلوکز آن دارد و همین امر سبب شده است تا روغن کانولا به عنوان یک روغن سالم و سلامتی بخش معرفی شود و در بازارهای سراسر جهان تقاضای زیادی داشته باشد (Carré & Pouzet, 2016).

با وجود اینکه کلزا سال‌ها قبل وارد ایران شده و تحقیقاتی نیز روی آن انجام شده ولی سطح زیر کشت آن افزایش قابل توجهی نداشته است. میزان نیاز کشور به روغن خام بر اساس مصرف سرانه، بیش از ۱۳/۵ کیلوگرم است و با احتساب حدود ۸۵ میلیون نفر جمعیت، بیش از یک میلیون تن روغن تصفیه شده مورد نیاز است. از طرفی ویژگی‌های خاص گیاه کلزا و سازگاری آن با شرایط آب و هوایی اکثر نقاط کشور باعث شده تا کلزا اهمیت ویژه‌ای در

روش‌ها می‌توانند در کاربردهای مختلف دیگری در حوزه کشاورزی نیز مورد استفاده قرار گیرند.

با به کارگیری روش‌های ماشینی، پردازش تعداد زیادی تصویر در مدت‌زمان کمتر ممکن می‌شود. علاوه بر این تصاویر اخذ شده از گیاهچه‌ها می‌تواند در قالب پایگاه‌های داده از گیاهچه‌های مختلف برای استفاده‌های بعدی ذخیره شود.

دانستن دقیق مراحل مختلف رشد گیاهان، تحلیل درست شرایط آب و هوایی کشت و بررسی روابط داده‌ها با یکدیگر می‌تواند در کشاورزی دقیق به ویژه تخمین صحیح‌تر گیاهچه‌هایی مانند کلزا تأثیرگذار باشد (Rezaei et al., 2021). با توجه به موارد ذکر شده یکی از مراحل است که هم اکنون به صورت دستی انجام می‌پذیرد و این قابلیت را دارد که با استفاده از پردازش تصویر به صورت خودکار انجام پذیرد، تخمین تراکم گیاهچه‌ها است.

در گذشته بیشتر روش‌های مورد استفاده در تخمین تراکم در حین برداشت و به کمک ابزار مکانیکی و امواج اولتراسونیک صورت می‌گرفت که از روش‌های مخرب محسوب می‌شوند. از آن جمله شمارش تعداد ساقه‌ها در حین برداشت محصول با استفاده از یک ابزار مکانیکی شامل یک میله فلزی متصل به پتانسیومتر در جلوی هد برداشت (Chabok et al., 2021) یا استفاده از امواج اولتراسونیک در حالت اندازه‌گیری از میان سه ردیف محصول است که با افزایش تراکم گیاهچه‌ها، مقدار موج دریافت شده به صورت نمایی کاهش پیدا می‌کرد (Maertens et al., 2003).

ابزارهای مکانیکی برای تخمین تراکم در حین برداشت بسیار وابسته به نوع محصول، شرایط آن و سرعت پیشروی است؛ از طرفی روش‌های مکانیکی به دلیل تماس فیزیکی با گیاه مخرب محسوب

فضای مورد نیاز برای ذخیره محصول برداشتی نیز مفید خواهد بود (Yamamoto et al., 2017).

تخمین تراکم گیاهچه‌ها اهمیت زیادی در فرآیندهای کشاورزی دارد. روش معمول برای انجام این کار، شمارش چشمی برگ‌ها و میوه‌های محصولات است. این روش سنتی وقت‌گیر بوده و به دلیل عدم دقت کافی در زمین‌های بزرگ تا ۱۰ درصد خطا دارد و به همین دلیل مقرون به صرفه نیست. در صورتی که شناسایی نمونه‌ها و شمارش آن‌ها با روش‌های مبتنی بر بینایی ماشین می‌تواند سریع‌تر و با دقت بیشتری انجام شود (Bairwa et al., 2017).

با توجه به بحران کمبود غذایی و خشکسالی‌های پی‌درپی مخصوصاً در کشورمان ایران ضروری است تا به سمت استفاده از روش‌ها و سامانه‌هایی رفت که بهره‌وری بالاتری دارند. به همین منظور در سال‌های اخیر تحقیقات در حوزه کشاورزی به سمت سامانه‌های تولید سوق پیدا کرده است. این امر می‌تواند به محققان، کشاورزان و سیاست‌گذاران در مواجهه با کاهش منابع تولید کمک نماید. به همین دلیل تخمین تراکم گیاهچه‌ها حتی در زمین‌های کوچک نیز باید مورد توجه قرار گیرد. اگرچه تعداد زیادی روش‌های ماشینی برای این امر ایجاد شده ولی بیش‌تر این روش‌ها مخرب، زمان‌بر و دارای زحمت زیاد بوده و کمتر مقرون به صرفه هستند.

در رویکردهای جدید، سامانه‌های مبتنی بر بینایی ماشین جایگزین روش‌های سنتی مرسوم شده‌اند که گستره وسیعی از حسگرها را شامل می‌شوند. توسعه این روش‌ها در آینده می‌تواند به پیشرفت در زمینه برداشت خودکار توسط ربات‌ها منجر شود (Payne et al., 2019). هم‌چنین این

برخی مناطق مزرعه را یافت و با اقدام به موقع ضرر ناشی از آن را تا حد ممکن کاهش داد. از طرفی روش‌های مبتنی بر حسگرهای مادون قرمز و نوری تعداد دقیقی از میزان گیاهچه‌ها را به دست نمی‌دهند و فقط معیاری برای تراکم زیاد و یا کم گیاهچه‌ها هستند.

امروزه بیشتر از روش‌های غیرتهاجمی مبتنی بر پردازش تصویر استفاده می‌شود و بیشتر تحقیقات با این رویکرد، استراتژی‌های متنوعی از پردازش تصویر برای تشخیص چهار ویژگی اصلی در تصاویر یعنی شدت نور، رنگ، شکل و بافت را به منظور توصیف شیء به کار برده‌اند (Dorj *et al.*, 2018).

استفاده از یک سامانه مبتنی بر بینایی ماشین برای شناسایی سیب‌های قرمز و سبز و با استفاده از دو دوربین متصل به یک وسیله نقلیه از اولین تلاش‌ها با رویکرد نوین در این حوزه بوده است که در آن به منظور کاهش اثرات تغییر شدت روشنایی، تصاویر را در شب و با نور مصنوعی فلاش اخذ کردند و سپس از مدل رنگی مبتنی بر سایه رنگ، اشباع و مقدار رنگ^۳ به عنوان ویژگی رنگی استفاده کردند. میانگین قطر سیب‌ها و نسبت خروج از مرکز^۴ به عنوان ویژگی‌های دیگر در تشخیص سیب مورد استفاده قرار گرفتند (Wang *et al.*, 2013).

بهره‌گیری از ترکیب تصاویر رنگی و حرارتی برای تشخیص و استفاده از شاخص رنگی نرمال شده اختلاف به عنوان یک معیار تکمیلی در پژوهشی دیگر استفاده شده است (Payne *et al.*, 2019).

مشکلات روش‌های تخمین دستی از جمله زمان‌بر و پرهزینه بودن همچنان پابرجاست و تنها با جایگزین کردن روش‌های خودکار مرتفع می‌شود. از

می‌شوند. لذا تحقیقات در مورد روش‌های مکانیکی به مرور زمان کم‌رنگ شد و بیشتر تحقیقات به سمت استفاده از روش‌های غیر مخرب نظیر استفاده از پرتوهای حسگرهای لیزری سوق داده شد. هم‌چنین به دلیل مشکل پراکندگی در تابش‌های اولتراسونیک و نیز مشکل اختلال صدای محیط در آن‌ها، بسیاری از تحقیقات بر استفاده از امواج مرئی و مادون قرمز متمرکز شدند (Ehlert *et al.*, 2013).

به کارگیری حسگرهای لیدار^۱ برای تخمین تراکم گیاهچه‌ها در حالت عمودی و در جلوی کمباین نمونه دیگری از روش‌های مبتنی بر امواج است (Lenaerts *et al.*, 2015). استفاده از پرتو لیزری فاصله‌یاب در جلوی ماشین برای تخمین تراکم و بررسی یک روش جدید برای تخمین حجم گیاهچه‌ها با محاسبه حجم میان زمین و نوک ساقه از روش‌های پیشنهادی اولیه بودند. روش‌های به‌روزتری نیز برای تخمین تراکم مورد استفاده قرار گرفته است. از جمله آن‌ها طراحی یک سامانه تخمین تراکم جرمی گیاهچه‌ها بر اساس عملیات سه‌گوشه‌سازی^۲ و تقریب فاصله زمانی رفت و برگشت پرتو لیزر و استفاده از ارتفاع نقطه بازتاب به عنوان پارامتری مناسب برای اندازه‌گیری تراکم جرمی و استفاده از چهار پرتو لیزر که به صورت عمودی برای تشخیص ساقه‌های ذرت از سایر اجزا تعبیه شده بودند، است (Cordill & Grift, 2016).

این روش‌ها علی‌رغم بهبود نسبت به روش‌های مکانیکی، تخمین تراکم را در زمان برداشت مدنظر قرار می‌دهند. حال این‌که اگر بتوان تخمینی از تراکم گیاهچه‌ها قبل از برداشت آن در دست داشت کمک زیادی در برنامه‌ریزی و مدیریت صحیح مزرعه خواهد داشت. ضمن اینکه می‌توان دلیل تراکم کم

1- Light Detection and Ranging (LIDAR)

2- Trilateration

3- Hue, Saturation, Value (HSV)

4- Eccentricity ratio

مواد و روش‌ها

الگوریتم پیشنهادی شامل مراحل تهیه تصاویر، بخش‌بندی و تفکیک‌سازی برگ‌ها از تصاویر با استفاده از الگوریتم مدل مخلوط گوسی به همراه پیشینه‌سازی امید ریاضی است. الگوریتم مدل مخلوط گوسی در ترکیب با روش پیشینه امید ریاضی عملکرد دقیق‌تری در بخش‌بندی نواحی مشابه در تصاویر نسبت به روش‌های دیگری مانند روش‌های مبتنی بر حد آستانه، لبه‌یابی و ناحیه دارد. لذا از الگوریتم مدل مخلوط گوسی به همراه پیشینه‌سازی امید ریاضی برای بخش‌بندی در این پژوهش استفاده شد. از یک الگوریتم خوشه‌بندی مکمل نزدیک‌ترین همسایگی^۳ با k خوشه به دلیل دقت و عملکرد مناسب و هم‌چنین حجم محاسبات کمتر نسبت به روش‌های مشابه دیگر در تفکیک‌سازی بهتر برگ‌ها از سایر اجزای تصاویر استفاده شد. به منظور وضوح بهتر، تنظیم روشنایی و حذف اغتشاش تصاویر حاصل از مرحله قبل، از فیلتر میانه استفاده شد. در نهایت از عملگرهای ریخت‌شناسی برای پرکردن فواصل و حفره‌ها، کاهش هم‌پوشانی گیاهچه‌ها نزدیک به هم و سرانجام شمارش تعداد گیاهچه‌های کلزا واقع در قاب استفاده شد. فلوچارت الگوریتم پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده شده است. الگوریتم پیشنهادی در نرم‌افزار Matlab نسخه ۹/۵^۴ پیاده‌سازی شد.

طرفی استفاده از روش‌های خودکار علاوه بر دقت و کارایی بیشتر به کاهش هزینه‌های تولید محصول، مدیریت صحیح میزان مصرف کود شیمیایی و انبارداری می‌انجامد. استفاده از سنجش از دور در کشاورزی دقیق برای بررسی گیاهچه‌ها کلزا و تشخیص رسیدگی و تخمین عملکرد آن به وسیله این روش خودکار، از مهم‌ترین نوآوری‌های این تحقیق است که تا به حال در ایران انجام نشده است.

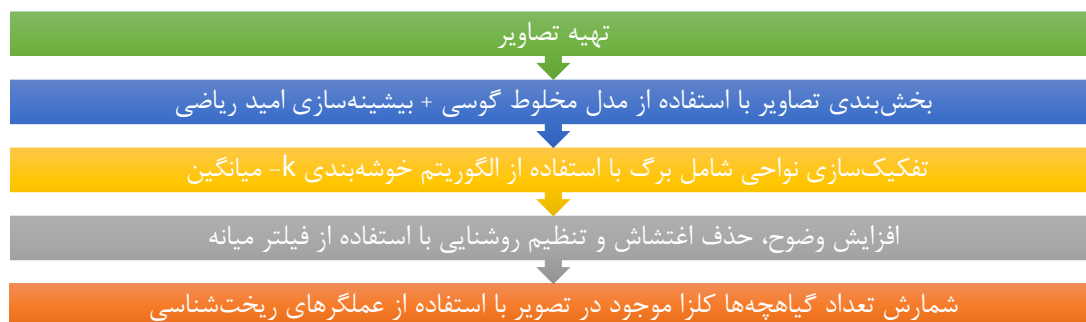
هدف از این پژوهش تخمین تراکم گیاهچه کلزا با استفاده از الگوریتمی هوشمند و بر مبنای پردازش تصاویر تهیه شده از مزرعه در مرحله رویشی دوبرگی بود. برای بخش‌بندی از مدل مخلوط گوسی^۱ با استفاده از پیشینه‌سازی امید ریاضی^۲ استفاده شد و به منظور تفکیک بهتر برگ‌ها از سایر المان‌های تصویر نظیر سایه و پس‌زمینه، یک روش خوشه‌بندی تکمیلی با استفاده از میانگین‌های فاصله نیز بر روی تصاویر اعمال شد. در انتها نیز اغتشاش باقی‌مانده در تصویر حذف و تعداد گیاهچه‌ها با استفاده از عملگرهای ریخت‌شناسی شمارش شد. نتایج حاصل از این پژوهش نشان‌دهنده این است که این روش علاوه بر دقت و کارایی بالا، حجم محاسبات را به طرز چشم‌گیری کاهش داد و موجب تسریع در رسیدن به جواب نهایی شد.

1- Gaussian Mixture Model (GMM)

2- Expectation

3- K-Means Method

4- Matlab R2018b (Version 9.5)



شکل ۱- فلوجارت الگوریتم شمارش تعداد گیاهچه‌ها کلزا موجود در تصویر

Fig. 1- Flow diagram for rapeseed leaves counting process

تهیه تصاویر

باشند.

برای تهیه تصاویر از دوربین دیجیتال ۲۰ مگاپیکسلی کانن^۱ مدل ELPH 150 IS (IXUS 155) استفاده شد و تصاویر با استفاده از استانداردهای متداول عکاسی و به صورت عمودی و از فاصله حدودی یک و نیم متر تهیه و به ظفرمت فشرده^۲ ذخیره شدند. تصاویر تهیه شده مربوط به گیاهچه‌های کلزا پائیزه رقم گابریلا^۳ در مرحله دوبرگی و در فصل زراعی ۹۹-۱۳۹۸ بود. کلزا پائیزه رقم گابریلا از رقم‌های فرانسوی و رقم رایجی است که در دشت قزوین مورد استفاده قرار می‌گیرد. شکل ۲ قرارگیری قاب مربعی به ابعاد یک متر و با مساحت یک متر مربع و شکل ۳ تصویر تهیه شده از آن را نشان می‌دهد.

برای تهیه تصاویر مورد نیاز، ابتدا از ۲۰ نقطه تصادفی از مزرعه کلزا واقع در روستای محمدآباد قزوین در مرحله دوبرگی و با استفاده از قاب‌هایی به ابعاد یک متر مربع برای رعایت استانداردهای معمول، عکس‌برداری صورت گرفت. یکی از دلایل انتخاب مرحله دوبرگی برای تخمین تراکم این است که گیاهچه‌ها در این مرحله از رشد، فاصله کافی از هم دارند و به همین دلیل ریسک خطا در شمارش تعداد گیاهچه‌ها در اثر عواملی از قبیل هم‌پوشانی گیاهچه‌ها و ایجاد سایه توسط آن‌ها کاهش می‌یابد. به طور کلی وقتی گفته می‌شود که گیاه در یک مرحله رویشی مثلاً دوبرگی قرار دارد که بیش از ۵۰ درصد گیاهچه‌های زمین در آن مرحله



شکل ۲- قرار دادن قاب مربعی به طول ضلع یک متر پیش از تهیه تصویر

Fig. 2- Manually counting of Brassica Napus for density estimation in two-leaf stage



شکل ۳- نمونه تصویر تهیه شده از گیاهچه‌های کلزا در مرحله دوبرگی درون قاب مربعی
Fig. 3- Original image of brassica napus field of 1m² subregion

بخش‌بندی با استفاده از مدل مخلوط گوسی

بعد از اخذ تصاویر مرحله نخست، نوبت بخش‌بندی آن است که قسمت مهمی از پردازش تصویر بوده و طی آن تصویر به نواحی مختلفی که دارای شباهت‌هایی قابل اتکا است بخش‌بندی می‌شود. روش‌های گوناگونی برای بخش‌بندی وجود دارد که مهم‌ترین آن‌ها روش‌های مبتنی بر حد آستانه، لبه یا ناحیه است.

در این پژوهش از مدل مخلوط گوسی به منظور بخش‌بندی استفاده و رنگ و مکان پیکسل‌ها به عنوان ویژگی‌هایی برای بخش‌بندی به کار گرفته شدند. از این‌رو تصاویر با استفاده از مجموعه نقاطی در پنج بعد (سه بعد رنگی و دو بعد مکانی) بیان و سپس این مؤلفه‌ها به یک فضای دوبعدی نگاشت شدند. ابتدا تصویر با استفاده از مدل مخلوط گوسی به بخش‌های کوچکی تقسیم شد که نتیجه این بخش‌ماتریسی است که ویژگی‌های مکانی و رنگ را ترکیب می‌کند. سپس تعداد اجزای گوسی با استفاده از الگوریتم بیشینه‌سازی امید ریاضی تخمین زده شد. هم‌چنین فواصل اجزای مدل مخلوط گوسی نیز

با استفاده از الگوریتم واگرایی کولبک لیبلر^۱ و ماتریس شباهت ایجاد و سپس برای بهبود ماتریس شباهت از الگوریتم فلویدا^۲ برای فواصل با ساختار بلوکی استفاده شد. در نهایت برای ترکیب اجزای مدل مخلوط گوسی از طبقه‌بندی طیفی به منظور شکل‌دهی مجدد بخش‌های مربوط بهره گرفته شد تا بخش‌بندی نهایی به دست آید (Mavaddati, 2021).

برای تخمین حداکثر درست‌نمایی پارامترها در مدل مخلوط گوسی از بیشینه‌سازی امید ریاضی استفاده شد که روش قدرتمندی برای مدل‌هایی با متغیرهای پنهان است. الگوریتم بیشینه‌سازی امید ریاضی با استفاده از برازش بین تصاویر اصلی و بازسازی‌شده، خطا را محاسبه می‌کند و وقتی خطا به یک آستانه می‌رسد تعداد اجزاء به دست می‌آید.

مدل مخلوط گوسی^۳ (GMM) یکی از مهم‌ترین روش‌های مدل کردن یک سیگنال است که در واقع شبیه یک مدل مخفی مارکوف^۴ یک‌حالتی (HMM) است که تابع چگالی احتمال آن حالت، دارای چندین مخلوط نرمال است. همان‌طور که در رابطه ۱ نشان داده شده است، احتمال تعلق بردار آزمایشی

1- Kullback–Leibler Divergence (KL)

2- Floyd Algorithm

3- Gaussian Mixture Model (GMM)

4- HMM: Hidden Markov Model

که در آن،
 $d =$ بعد فضای ورودی‌ها. با توجه به رابطه ۲،
 رابطه ۱ را به صورت رابطه ۳ می‌توان بازنویسی
 کرد.

برای به دست آوردن پارامترهای مدل مخلوط
 گوسی، شامل وزن مخلوط‌های گوسی،
 میانگین و کوواریانس توزیع‌ها، از الگوریتم
 بیشینه‌سازی^۱ امید ریاضی استفاده می‌شود.
 باید توجه داشت که تعداد مخلوط‌های گوسی
 با تعداد نمونه‌های موجود آزمایشی رابطه
 مستقیم دارند و نمی‌توان با مجموعه داده‌ای
 ناچیز یک مدل مخلوط گوسی دارای تعداد بیش از
 حد مخلوط‌ها را آموزش داد (Wang et al., 2020).
 شکل ۴ تصویر حاصل از اعمال الگوریتم مدل
 مخلوط گوسی را بر تصویر اصلی (شکل ۳) نشان
 می‌دهد.

x به یک مدل مخلوط دارای M مخلوط به شکل زیر
 بیان می‌شود:

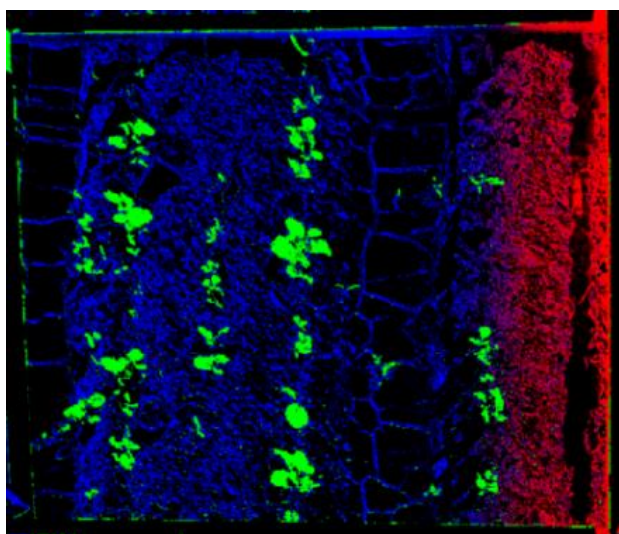
$$P(x|GMM) = \sum_{i=1}^M C_i \cdot N(\mu_i, \Sigma_i) \quad (1)$$

که در آن،
 $C_i =$ وزن مخلوط؛ μ_i و $\Sigma_i =$ به ترتیب بردار میانگین
 و ماتریس کوواریانس توزیع نرمال؛ و $N =$ تابع چگالی
 احتمال نرمال. ماتریس کوواریانس مدل مخلوط
 گوسی معمولاً به صورت قطری در نظر گرفته
 می‌شود، گرچه امکان استفاده از ماتریس کامل نیز
 وجود دارد. در ادامه برای بسط رابطه ۱ از فرمول
 تابع چگالی احتمال نرمال (N) به صورت رابطه ۲
 استفاده می‌شود:

$$N(\mu_i, \Sigma_i) = \quad (2)$$

$$\frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x_i - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x_i - \mu_i)\right)$$

$$P(x|GMM) = \sum_{i=1}^M C_i \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x_i - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x_i - \mu_i)\right) \quad (3)$$



شکل ۴- تصویر حاصل از اعمال الگوریتم مدل مخلوط گوسی را بر تصویر اصلی (شکل ۳)
 Fig. 4- GMM step result from the original image in (Fig. 3)

روش بیشینه‌سازی امید ریاضی

می‌کند تا تخمین بهتری از پارامترها به دست آید. (مرحله بیشینه‌سازی یا گام M). این فرآیند تکرار می‌شود تا اختلاف لگاریتمی شباهت (درست نمایی) بین دو تکرار پشت سر هم از یک آستانه کمتر شود. الگوریتم بیشینه‌سازی امید ریاضی برای مدل مخلوط گوسی از مراحل زیر تشکیل شده است (Zeng et al., 2014).

مرحله امید ریاضی (گام E)

ابتدا مقدار ϕ^h مقداردهی اولیه می‌شود. سپس در مرحله امید ریاضی با استفاده از این مقدار، برای هر مدل مقدار احتمال ثانویه به ازای هر داده ورودی از روابط ۴ و ۵ محاسبه می‌شود:

$$i=1,2, \dots, M \quad p(i|x_l, \phi^h) = \frac{\pi_i p(i|x_l, \phi^h)}{\sum_{j=1}^M \pi_j p_j(x_l|\phi^h)} \quad (۴)$$

$$E[z_{ni}] = p(i|x_l, \phi^h) = \frac{\pi_k y_{ni}^{t_n} [1 - y_{ni}]^{1-t_n}}{\sum_j \pi_j y_{nj}^{t_n} [1 - y_{nj}]^{1-t_n}} \quad (۵)$$

مرحله بیشینه‌سازی (گام M)

در مرحله بیشینه‌سازی با استفاده از مقادیر به دست آمده از رابطه ۵، لگاریتم درست‌نمایی داده بر حسب ϕ محاسبه می‌شود. در رابطه ۶ بیشینه‌سازی نسبت به π_i با استفاده از ضریب لاگرانژ انجام می‌شود و $\sum_k \pi_k = 1$ باید برقرار شود. نتیجه، روابط ۷، ۸ و ۹ خواهد بود:

$$Q(\phi, \phi^h) = E_z[\ln(t, ZZ|\phi)] = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \gamma_{nk} \{ \ln \pi_i + t_n \ln y_{ni} + (1 - t_n) \ln(1 - y_{nk}) \} \quad (۶)$$

$$\sum_i i = \frac{\sum_{l=1}^N p(i|x_l, \phi^h) (x_l - \mu_i) (x_l - \mu_i)^T}{\sum_{l=1}^N p(i|x_l, \phi^h)} \quad (۷)$$

$$\pi_i = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N p(i|x_l, \phi^h) \quad (۸)$$

$$\mu_i = \frac{\sum_{l=1}^N x_l p(i|x_l, \phi^h)}{\sum_{l=1}^N p(i|x_l, \phi^h)} \quad (۹)$$

متغیر تصادفی اقلیدسی x با D بعد باشد. اگر این مجموعه به k خوشه تقسیم شود. برای هر خوشه فاصله بین نقاط درون خوشه کمتر از فاصله بین نقاط درون و بیرون آن است. رابطه γ جمع مربعات فاصله هر داده را نمایش می‌دهد (Bishop, 2006).

$$J = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K r_{nk} \|x_n - \mu_k\|^2 \quad (11)$$

که در آن،

μ_k = مرکز هر خوشه و $r_{nk} \in \{0,1\}$ با $k=1, \dots, k$ بوده و هدف کمینه‌سازی J با پیدا کردن بهترین مقادیر برای r_{nk} و μ_k است. این کار با استفاده از یک الگوریتم تکرارشونده دومرحله‌ای صورت می‌گیرد. در گام نخست، با ثابت فرض نمودن μ_k یک مقدار اولیه برای آن انتخاب می‌شود تا تابع J را با استفاده از مقادیر r_{nk} کمینه کند، سپس در مرحله دوم، تابع J با توجه به ثابت فرض شدن r_{nk} و با استفاده از مقادیر مختلف برای μ_k کمینه می‌شود. این دو مرحله با به‌روزرسانی مقادیر تا حصول همگرایی تکرار می‌شوند.

که در آن‌ها،

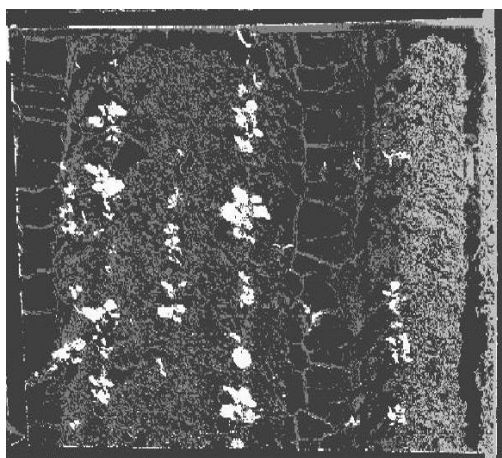
$p(i|x_i, \emptyset^h) = \mu_i$ احتمال عضویت x_i در i امین توزیع؛ \emptyset^h = مقادیر قدیمی پارامترها؛ و μ_i و $\sum i$ = مقادیر جدید پارامترها.

با استفاده از مقادیر ویژه و بردارهای ویژه به دست آمده خوشه‌بندی فضا طیفی تصویر اصلی به یک ماتریس شباهت با ابعاد کمتر تبدیل شد، سپس روی این ماتریس شباهت یک الگوریتم خوشه‌بندی C میانگین^۱ اجرا شد تا نتایج بهتری از خوشه‌بندی حاصل شود. نخست یک نمودار همسایگی بر مبنای روش K امین همسایه نزدیک^۲ نمودارها را به یکدیگر مرتبط کرد و شباهت وزن دار^۳ و تابع هسته گوسی با پارامتر σ برای محاسبه شباهت نمونه‌ها مدنظر قرار گرفت. برای محاسبه از رابطه ۱۰ استفاده شد.

$$\pi_i = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \quad (10)$$

الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی

فرض کنید یک مجموعه داده به صورت $\{x_1, x_2, \dots, x_M\}$ متشکل از N ویژگی متعلق به



شکل ۵- تصویر حاصل از اعمال الگوریتم خوشه‌بندی نزدیک‌ترین همسایگی بر تصویر حاصل از مرحله قبل (شکل ۴)

Fig. 5- Result from K-Means step that applied to (Fig. 4) image

1- Fuzzy C-Means (FCM)
3- Weighted Similarity

2- K-Nearest Neighbor (KNN)

نظر گرفته شدند و تعداد کل این اشیاء نیز به عنوان تعداد کل کلزاها محاسبه شد. به منظور جلوگیری از خطا در شمارش از حدود آستانه بالا و پائین برای تعداد پیکسل‌های یک شیء استفاده شد. در این پژوهش حد آستانه بالا و پایین یک و نیم برابر میانگین تعداد پیکسل‌های اشغال شده توسط درخچه کلزا در تصاویر در نظر گرفته شد و در صورتی که تعداد پیکسل‌های متصل یک شیء بیش از آستانه بالا بود (تعداد پیکسل‌های شیء از یک و نیم برابر میانگین بیشتر بود) آن شیء به عنوان دو گیاهچه شمارش شد و هنگامی که دو شیء نزدیک به هم تعداد پیکسل‌های کمتر از آستانه پایین داشتند (تعداد پیکسل‌ها کمتر از یک و نیم برابر میانگین تعداد پیکسل‌های هر درخچه کلزا بود) آن شیء به عنوان یک گیاهچه شمارش شد.

شکل ۶ تصویر حاصل از اعمال عملگرهای ریخت‌شناسی بر تصویر حاصل از مرحله قبل (شکل ۵) را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود تنها برگ‌ها در این تصویر حضور دارند.

شکل ۵ تصویر حاصل از اعمال الگوریتم خوشه‌بندی نزدیک‌ترین همسایگی بر تصویر حاصل از مرحله قبل (شکل ۴) را نشان می‌دهد که منجر به جداسازی برگ‌ها از سایر اجزای تصویر می‌شود.

روش شمارش

ابتدا، به منظور حذف اغتشاش از تصاویر تفکیک‌بندی شده و قبل از فرایند شمارش روی تصاویر باینری، یک فیلتر متوسط‌گیری با ابعاد ۵ در ۵ اعمال شد. این فیلتر به صورت تجربی و با توجه به عملکرد بهتر آن در تفکیک‌بندی تصاویر نسبت به فیلترهای ۳ در ۳ و ۷ در ۷ انتخاب شد. سپس برای از بین بردن اشیاء کوچک و اغتشاش از تصاویر، از عملیات ریخت‌شناسی شامل گشودن و بستن با عناصر ساختاری دیسک شکل، با $R=1$ ، استفاده شد. برای پر کردن شکاف بین عناصر در تصاویر باینری، فرآیند اتساع^۱ استفاده شد. فرآیند فرسایش نیز که باعث کاهش هم‌پوشانی گیاهچه‌ها می‌شود، در تصاویر نتیجه استفاده شد.

برای شمارش تعداد کلزا در تصویر، اشیاء دارای پیکسل‌های متصل به هم به عنوان یک گیاهچه در



شکل ۶- تصویر حاصل از اعمال عملگرهای ریخت‌شناسی بر تصویر حاصل از مرحله قبل (شکل ۵)

Fig. 6- result from morphology step applied to (Fig. 6) image

برای افزایش دقت شمارش به وسیله روش دستی، تعداد گیاهچه‌ها در تصویر توسط چهار فرد مختلف شمارش شد و میانگین این چهار شمارش مدنظر قرار گرفت. دو روش دیگر مبتنی بر استخراج ویژگی‌های رنگی در پردازش تصویر از جمله روش شاخص تفاوت نرمال و شاخص آستانه‌گذاری اوتسو نیز مورد استفاده قرار گرفت. جدول ۱ به مقایسه میانگین و انحراف معیار سه روش ذکر شده با روش مرجع برای ۱۶ نقطه تصادفی می‌پردازد.

طبق نتایج به دست آمده از جدول ۱، روش پیشنهادی که بر مبنای مدل مخلوط گوسی عمل می‌کند، نزدیک‌ترین مقادیر را نسبت به مقادیر مرجع تخمین می‌زند و همچنین کمترین انحراف معیار را در مقایسه با دو روش دیگر دارد. همچنین روش پیشنهادی از لحاظ عملکرد در شرایط محیطی متفاوت مانند نور محیط، بهترین عملکرد را نسبت به دو روش دیگر دارد که این عامل تأثیر بسزایی در نتایج حاصل در جدول ۱ دارد زیرا در دو مدل دیگر روش‌نمایی محیط و تغییر نور تصویر عوامل تعیین‌کننده‌ای برای تشخیص برگ‌ها است در صورتی که در الگوریتم ارائه شده این نقص به دلیل استفاده از ویژگی‌های مکانی افزوده شده در فرآیند بخش‌بندی تا حدود زیادی برطرف شد لذا همان گونه که از جدول ۱ مشاهده می‌شود روش پیشنهادی از اعتبار و کارایی بالاتری نسبت به روش‌های پیشین برخوردار است.

با دقت در شکل ۶ مشاهده می‌شود الگوریتم پیشنهادی گیاهچه‌ها را به خوبی شناسایی می‌کند. سرانجام، تعداد پیکسل‌های متصل به هم در تصویر دودویی حاصل، محاسبه شد و عدد حاصل به عنوان تخمین تراکم گیاهچه کلزا در نظر گرفته شد. به منظور ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی، تعداد گیاهچه‌های کلزای موجود در تصاویر توسط ۴ فرد به صورت دستی مورد شمارش قرار گرفت و میانگین آن‌ها به عنوان مقدار مرجع مورد استفاده قرار گرفت. همچنین برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی از رابطه ۸ که معیار محاسبه میزان خطای شمارش گیاهچه است استفاده شد.

$$error = \frac{p - p_r}{p_r} \times 100 \quad (8)$$

که در آن،

p_r = میانگین تعداد شمارش شده کلزا به صورت دستی یا همان مقدار مرجع؛ و p = میانگین تعداد کلزای شمارش شده توسط روش پیشنهادی است.

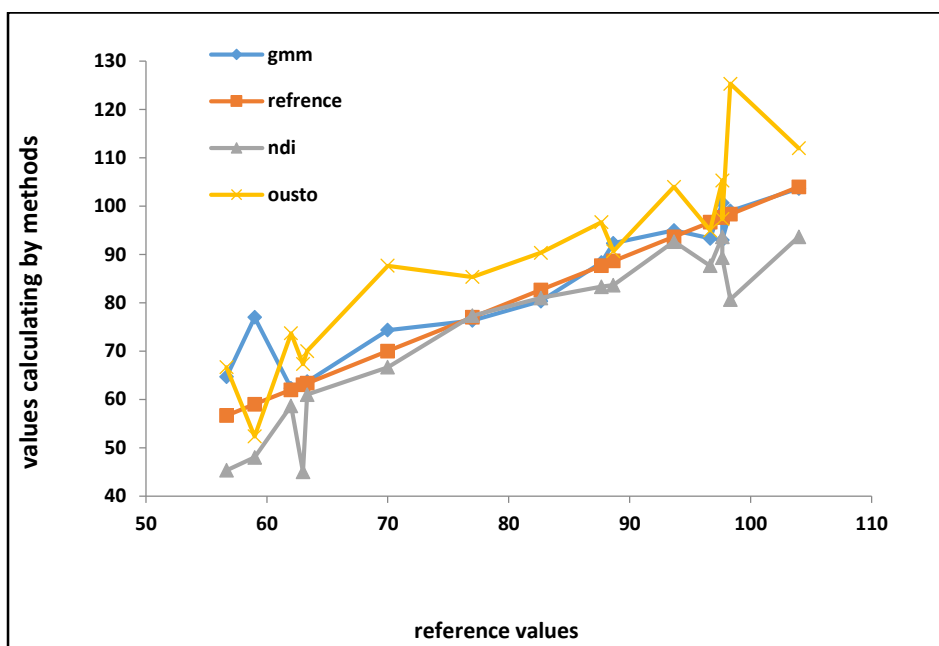
نتایج و بحث

تعداد گیاهچه‌های کلزا در داخل تصویر با استفاده از چهار روش مختلف از جمله الگوریتم ارائه شده به وسیله مدل مخلوط گوسی شمارش شدند. نتایج حاصل از روش سنتی که در اصطلاح روش دستی نامیده می‌شود به عنوان تعداد مرجع در شمارش‌ها در نظر گرفته شد و نتایج حاصل از سایر روش‌ها با آن مقایسه شدند.

جدول ۱- میانگین و انحراف معیار تعداد گیاهچه‌های موجود در تصاویر تهیه شده از هر نقطه تصادفی
 Table 1- Mean and standard deviation of products in the images taken from each random point

| شماره ناحیه | روش دستی | | روش پیشنهادی | | اوستو | | تفاوت نرمال | |
|-------------|----------|--------------|--------------|--------------|---------|--------------|-------------|--------------|
| | میانگین | انحراف معیار | میانگین | انحراف معیار | میانگین | انحراف معیار | میانگین | انحراف معیار |
| 1 | 62 | 0.82 | 62.33 | 0.47 | 58.67 | 1.7 | 73.67 | 1.89 |
| 2 | 59 | 0.82 | 57.66 | 3.27 | 48 | 2.16 | 52.33 | 0.94 |
| 3 | 88.66 | 0.94 | 85.33 | 3.3 | 83.67 | 4.19 | 90.67 | 1.7 |
| 4 | 104 | 0 | 103.67 | 1.25 | 93.67 | 3.3 | 112 | 4.32 |
| 5 | 93.67 | 0.94 | 95 | 1.41 | 92.67 | 1.89 | 104 | 2.45 |
| 6 | 87.67 | 1.25 | 88.33 | 1.7 | 83.33 | 4.03 | 96.67 | 4.99 |
| 7 | 63.33 | 0.94 | 63.67 | 3.77 | 61 | 5.1 | 70 | 3.74 |
| 8 | 97.67 | 1.25 | 93 | 0.82 | 89.33 | 1.25 | 99.33 | 2.49 |
| 9 | 75 | 0.01 | 74.33 | 1.86 | 63.63 | 2.4 | 76.67 | 3.71 |
| 10 | 82.67 | 0.21 | 80.37 | 1.25 | 70.63 | 1.72 | 89.23 | 2.05 |
| 11 | 71 | 0.02 | 63.33 | 1.23 | 56.33 | 2.49 | 77.6 | 2.41 |
| 12 | 96.36 | 0.27 | 93.51 | 0.92 | 81.28 | 1.6 | 97.61 | 2.49 |
| 13 | 92.43 | 0.05 | 83.33 | 0.95 | 73.03 | 1.7 | 95.33 | 1.77 |
| 14 | 98.33 | 0.85 | 95 | 1.14 | 80.23 | 2.8 | 96.67 | 1.25 |
| 15 | 56.67 | 0.25 | 58.67 | 1.05 | 48.67 | 1.05 | 68.93 | 2.05 |
| 16 | 95 | 0.68 | 87.27 | 0.94 | 76.33 | 1.75 | 87.69 | 2.23 |
| میانگین | 82.71 | 0.55 | 80.3 | 1.58 | 72.53 | 2.44 | 86.77 | 2.53 |

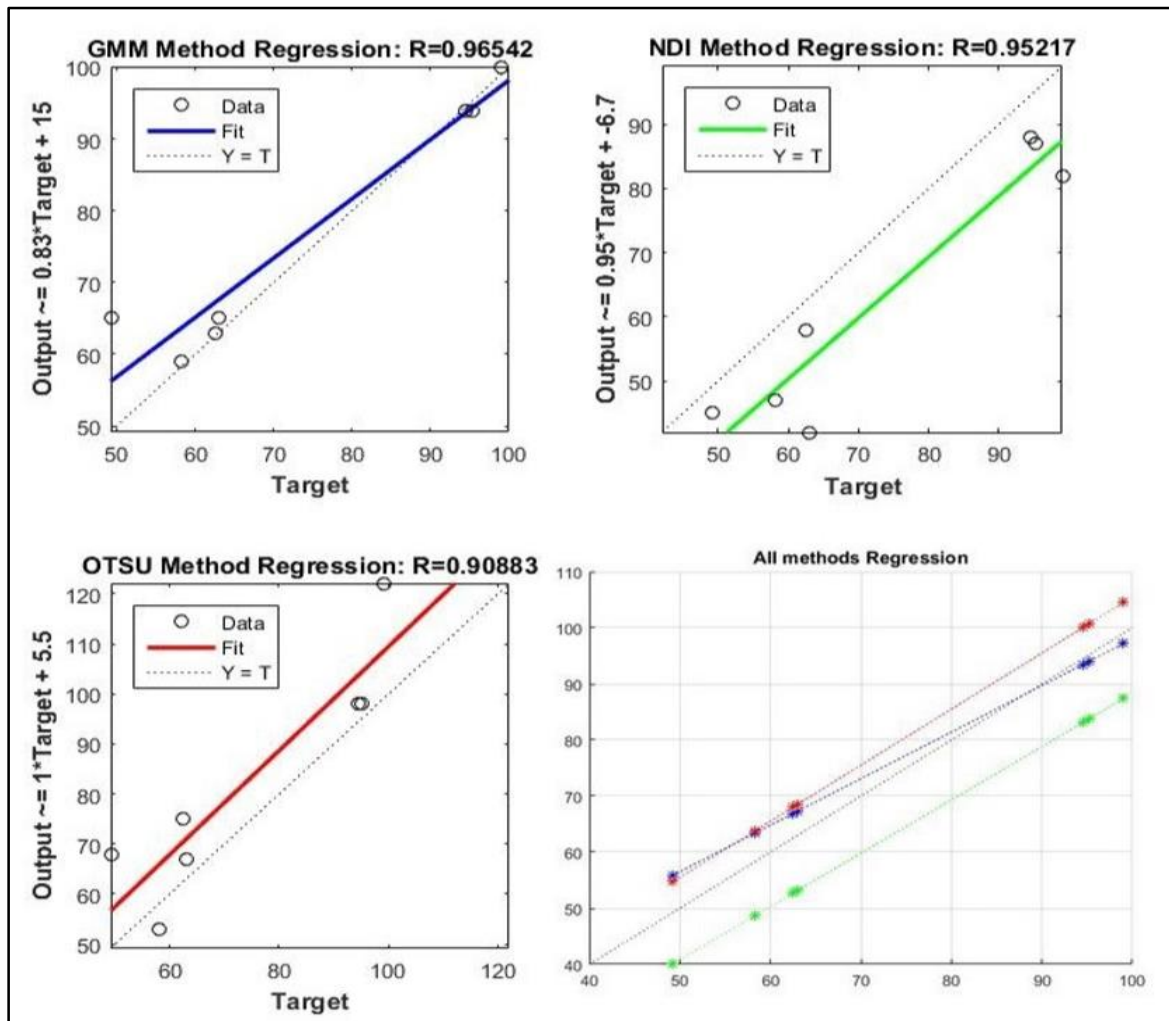
شکل ۷ تعداد شمارش شده کلزا را در سه روش مخلوط گوسی، آستانه‌گذاری اوستو و شاخص تفاوت نرمال در مقایسه با مقادیر مرجع نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی مخلوط گوسی بیشترین نزدیکی را به خط نماینده مقادیر مرجع دارد.



شکل ۷- نتایج ارزیابی روش‌های مختلف شمارش ماشینی در مقایسه با مقادیر مرجع
 Fig. 7- Evaluation results of different machine counting methods in comparison with reference values

تراکم‌های مختلفی از تعداد بوته استفاده شد. مشخص شد تراکم‌های مختلف تعداد بوته‌ها در هر متر مربع نقش مهمی در عملکرد تشخیص گیاهچه‌ها و شمارش آن دارد. ۲۲ بوته در هر متر مربع حداقل تعدادی است که می‌توان برای گیاهچه کلزا در نظر گرفت؛ در برخی موارد این میزان به ۴۵ عدد هم می‌رسد ولی حد ایده‌آل آن ۱۵۰ بوته در هر متر مربع است. بر همین اساس عملکرد مدل مخلوط گوسی برای شمارش گیاهچه‌ها و به ازای تراکم‌های مختلف، در جدول ۲ مشخص شده است.

شکل ۸ همبستگی بین روش دستی و الگوریتم ارائه‌شده و دو الگوریتم استخراج برگ بر مبنای ویژگی‌های رنگی یعنی روش شاخص تفاوت نرمال و روش اوتسو را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل قابل مشاهده است الگوریتم ارائه شده مبتنی بر مدل مخلوط گوسی بالاترین همبستگی را به میزان $R=0.96$ دارد؛ و بعد از آن روش شاخص تفاوت نرمال با $R=0.95$ و روش آستانه گذاری اوتسو با $R=0.9$ قرار دارند. به منظور بررسی عملکرد صحیح روش پیشنهادی از این روش در زمین‌های کشاورزی با



شکل ۸- نتایج ارزیابی همبستگی روش‌های مختلف شمارش ماشینی در مقایسه با روش دستی

Fig. 8- Results of correlation evaluation of different methods of machine counting compared to the manual method

جدول ۲- ارزیابی خطای عملکرد و انحراف از معیار در تراکم‌های مختلف

Table 2- Evaluation of performance error and standard deviation in different densities

| خطا | انحراف از معیار | تراکم بوته | وضعیت تراکم |
|------|-----------------|------------|-------------|
| 2.43 | 0.23 | 22-44 | کم تراکم |
| 3.40 | 0.42 | 45-65 | تراکم متوسط |
| 4.98 | 0.73 | 66-150 | پرتراکم |

گیاهچه‌ها را با اندکی خطا تخمین زده که یکی از دلایل اصلی این موضوع ناشی از روی هم افتادگی برگ‌ها و سایه آن‌ها است که با افزایش تراکم بیشتر هم می‌شود. علاوه بر این علف هرز در برخی نقاط مزرعه وجود دارد و گرچه گرفتن تصاویر از بالا و

همان‌طور که مشاهده می‌شود روش ارائه شده در بخش‌های پرتراکم، انحراف از معیار و خطای بالاتری دارد. در عین حال با توجه به جدول ۱ مشاهده می‌شود که الگوریتم ارائه شده مبتنی بر مدل مخلوط گوسی، در اغلب مواقع تعداد

طبق نتایج به دست آمده، روش پیشنهادی که مبنای مدل مخلوط گوسی عمل می‌کند، نزدیک‌ترین مقادیر را نسبت به مقادیر مرجع تخمین می‌زند و از لحاظ عملکرد در شرایط محیطی متفاوت مانند نور محیط، بهترین عملکرد را نسبت به دو روش دیگر دارد. لذا پیشنهاد کلی ما استفاده از این روش به جای دو روش متداول پیشین برای تخمین تراکم کلزا در زمین‌های کشاورزی است

قابل ذکر است که روش پیشنهادی بدون اعمال تغییر بر تصاویر ورودی مانند تغییر کنتراست یا روشنایی تصویر و یا استفاده از نور مصنوعی در هنگام تهیه تصاویر، دارای عملکرد بسیار بهتری نسبت به روش‌های پیشین است که مستلزم اعمال تغییرات بر تصاویر هستند. همین مورد امر پردازش را بسیار آسان‌تر می‌کند.

عرض کوچک آن‌ها در تصاویر، موجب می‌شود تا اکثر آن‌ها در فرآیند حذف اغتشاش، حذف شوند و به مرحله شمارش راه پیدا نکنند؛ ولی با این وجود در شمارش نهایی اثر گذارند.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش روشی جدید به منظور تخمین تراکم گیاهچه‌های کلزا در مرحله دوبرگی پیشنهاد شد. روش پیشنهادی قادر است تا با داشتن تصویر گیاهچه‌های کلزا، در کمترین زمان و با کمترین هزینه تراکم گیاه کلزا را با مقداری نزدیک به واقعیت تخمین بزند که می‌تواند در مدیریت و برنامه‌ریزی بازار این محصول کاربرد داشته باشد. همچنین بین نتایج الگوریتم پیشنهادی و روش‌های آستانه‌گذاری اوستو و شاخص تفاوت نرمال، مقایسه صورت گرفت.

قدردانی

نویسندگان مقاله حاضر بر خود لازم می‌دانند تا مراتب سپاس خود را از دانشگاه تهران، شرکت دشت‌ناز ساری و دفتر خدمات جهاد کشاورزی محمدآباد قزوین به خاطر همکاری و در اختیار قرار دادن امکانات لازم در پیشبرد این پژوهش اعلام دارند.

مراجع

- Bairwa, N., Agrawal, N. K., & Gupta, S. (2017). Development of counting algorithm for overlapped agricultural products. *International Journal of Computer Applications*, 975, 16-19.
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. eBook, Springer.
- Carré, P., & Pouzet, A. (2016). Rapeseed market, worldwide and in Europe. *Ocl*, 21(1), D102- D113.
- Chabok, F., Rezaee, A., & Asadpour, M. (2021). Sensor data fusion for positioning of agriculture mobile robot using Dempster-Shafer method. *Agricultural Mechanization and Systems Research*, 22(78), 89-106.
- Cordill, C., & Grift, T. E. (2016). Design and testing of an intra-row mechanical weeding machine for corn. *Biosystems Engineering*, 110(3), 247-252.
- Dorj, U. O., Lee, M., & Lee, K. K. (2018). A computer vision algorithm for tangerine yield estimation. *International Journal of Bio-Science and Bio-Technology*, 5(5), 101-110.
- Ehlert, D., Adamek, R., & Horn, H. J. (2013). Vehicle based laser range finding in crops. *Sensors*, 9(5), 3679-3694.

- Karbasi, A., Mohammadzade, S., & Hendizade, H. (2019). Analysis of effective factors on increasing the area under rapeseed cultivation in rural areas. *Journal of Space Economics and Rural Development*, 8(3), 187-202.
- Lenaerts, B., Craessaerts, G., Baerdemaeker, J. D., & Saeys, W. (2015). *Crop stand density prediction using LIDAR-sensors. Proceedings of the Agricultural and biosystems engineering for a sustainable world. International Conference on Agricultural Engineering, 23-25 June, 2008*. European Society of Agricultural Engineers (AgEng). Hersonissos, Crete, Greece.
- Maertens, K., Reyns, P., De Clippel, J., & De Baerdemaeker, J. (2003). First experiments on ultrasonic crop density measurement. *Journal of sound and Vibration*, 266(3), 655-665.
- Mavaddati, S. (2021). Rice classification with fractal-based features based on sparse structured principal component analysis and Gaussian mixture model. *Journal of AI and Data Mining*. 9(2), 235-244.
- Payne, A. B., Walsh, K. B., Subedi, P. P., & Jarvis, D. (2019). Estimation of mango crop yield using image analysis-segmentation method. *Computers and Electronics in Agriculture*, 91, 57-64.
- Rezaei, Y., Rezaee, A., Darakeh, F., & Azarakhsh, Z. (2021). Classification of polarimetric radar images based on SVM and BGSA. *Signal and Data Processing*, 18(1) :102-87. (in Persian)
- Wang, Q., Nuske, S., Bergerman, M., & Singh, S. (2013). *Automated crop yield estimation for apple orchards. Proceedings of the The 13th International Symposium on Experimental Robotics*, June 18-21. Québec City, Canada.
- Wang, Z., Ritou, M., Da Cunha, C., & Furet, B. (2020). Contextual classification for smart machining based on unsupervised machine learning by Gaussian mixture model. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 33(10-11), 1042-1054.
- Yamamoto, K., Guo, W., Yoshioka, Y., & Ninomiya, S. (2017). On plant detection of intact tomato fruits using image analysis and machine learning methods. *Sensors*, 14(7), 12191-12206.
- Zeng, S., Huang, R., Kang, Z., & Sang, N. (2014). Image segmentation using spectral clustering of Gaussian mixture models. *Neurocomputing*, 144, 346-356.

Research Paper

Estimation of Rapeseed Crop Density at the Two-Leaf Stage Based on Image Processing and using a Combination of Gaussian Mixture Model and K-Means Clustering Algorithms

A. R. Rezaee*, S. M. Khalili and M. Asadpour

*Corresponding Author: Assistant Professor, Intelligent Mobile Robot Lab, Interdisciplinary Technology Group, Mechatronics and Mems Part, Faculty of New Sciences and Technologies, University of Tehran, Tehran, Iran, Email: arzee@ut.ac.ir

Received: 15 April 2021, Accepted: 17 July 2021

[http://doi: 10.22092/AMSR.2021.354218.1381](http://doi:10.22092/AMSR.2021.354218.1381)

Abstract

Today, with the expansion of industrial agriculture, the use of new sciences and technologies such as artificial intelligence has a significant role in increasing productivity and smartening of agricultural methods. These methods include estimating seedling density using image processing methods. In addition to helping agricultural land management, this is also effective in assessing the amount of fertilizer and chemicals and determining the storage space required. In this paper, a new method for estimating rapeseed crop density at the two-leaf stage is proposed. To prepare the images, first, images were taken from several random areas of the rapeseed field in the two-leaf stage located in the village of Mohammadabad, Qazvin, using square frames one meter long to meet the usual standards; Then the Gaussian mixed model with the Expectation Maximization algorithm is used to segment the images. In order to improve the segmentation of the images, the k-mean clustering algorithm was used and finally, when the leaves were separated from the other components of the image, morphological operators were used to count the number of products in the images. The number of rapeseed products in the images is also averaged manually and used as reference values to evaluate the performance of the proposed algorithm. The results of the proposed method have a correlation of $R=0.96$ with the manual counting method and have an accuracy of 96.5%. The results of the proposed method are also compared with two common methods called the Normalized Difference Index (NDI) and the Otsu threshold methods which are based on the color characteristics of the images and used in recent studies, and it is observed that the proposed method works better. Although the images were taken in different environmental conditions and with different light intensities, the error rate of the proposed method for the images used was only less than four percent, which shows the efficiency of the proposed method in estimating canola density. Therefore, the proposed method can be used in estimating canola seedlings in practice in agricultural fields.

Keywords: Agricultural Automation, Canola Counting Algorithm, Image Segmentation



© 2022 Agricultural Mechanization and Systems Research, Karaj, Iran. This is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0 license)