

شناسایی و طبقه‌بندی هوشمند کمبود مواد مغذی در درختان پسته با استفاده از ماشین‌بردار پشتیبان

محمدجواد رضایی^۱، مهدی یزدیان دهکردی^{۲*} و مهدی آقا صرام^۳

چکیده

کمبود مواد مغذی، یکی از چالش‌های اساسی در رشد درختان و گیاهان است. برای افزایش تولید محصولات با کیفیت، شناسایی به موقع کمبود مواد مغذی امری ضروری است. انجام ندادن به‌موقع این مهم موجب کاهش بهره‌وری و وارد شدن خسارات بعضاً جبران‌ناپذیر برای کشاورزان خواهد شد. روش سنتی برای این کار، بررسی چشمی برگ، تجزیه خاک و روش‌های آزمایشگاهی است، که به افراد خبره و وقت و هزینه‌های زیادی نیاز دارد. این روش در اغلب موارد مقرون‌به‌صرفه نیست. در دنیای امروز استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در تمامی حوزه‌های مختلف بسیار مورد توجه قرار گرفته است. در این پژوهش ضمن جمع‌آوری داده و برچسب‌گذاری آن‌ها، یک روش خودکار و هوشمند مبتنی بر پردازش تصویر و یادگیری ماشین برای تشخیص کمبود مواد مغذی در درختان پسته ارائه شده است. در ابتدا با تصویربرداری از برگ‌های مختلف، داده‌های مناسب جمع‌آوری و برچسب‌گذاری شد تا سیستم هوشمند آموزش داده شود. مراحل اصلی در سیستم پیشنهادی شامل: پیش‌پردازش، شناسایی نواحی دارای کمبود، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی نوع کمبود در هر ناحیه است. در مرحله استخراج ویژگی از خصوصیات آماری رنگ تصویر از جمله میانگین، انحراف معیار، آنتروپی، مقدار مؤثر، واریانس و همچنین ویژگی‌های بافت تصویر مانند همواری، وضوح، همبستگی و انرژی بهره گرفته شد. در نهایت به‌وسیله طبقه‌بند ماشین‌بردار پشتیبان، کمبودها طبقه‌بندی شده است. ارزیابی‌های انجام شده بر روی داده‌های واقعی، کارایی سیستم پیشنهادی را با دقت ۸۹٪ و مؤثر بودن آن برای کاربردهای واقعی نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: کمبود مواد مغذی، هوش مصنوعی، پردازش تصویر، یادگیری ماشین، ماشین‌بردار پشتیبان.

ارجاع: یزدیان دهکردی م. رضایی م. ج. و صرام م. ۱۴۰۰. شناسایی و طبقه‌بندی هوشمند کمبود مواد مغذی در درختان پسته با استفاده از ماشین‌بردار پشتیبان. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۲۰: ۹-۱۹.

1- دانشجوی دکتری گروه مهندسی نرم‌افزار، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه یزد.

2- استادیار بخش هوش مصنوعی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه یزد.

3- دانشیار گروه فناوری اطلاعات، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه یزد.

* نویسنده مسئول: yazdian@yazd.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۱/۰۹

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۱/۱۴

مقدمه

بیماری‌های فیزیولوژیک یا غیرمسمری عواملی هستند که توسط عامل غیرانگلی یا غیرپارازیت درگیاهان ایجاد می‌شوند. خسارت این عوارض بسته به شدت آن‌ها اغلب بیشتر از بیماری‌های ایجاد شده توسط عامل‌های میکروبی است و شدت آن بستگی به نوع عامل دارد که می‌تواند مرگ گیاه را هم به دنبال داشته باشد. از عوامل بروز این اختلال می‌توان به نور، دما، رطوبت، بستر رویش، اقلیم و موقعیت جغرافیایی، عناصر ریزمغذی، ابزار و ماشین‌آلات کاشت اشاره کرد. کمبود مواد مغذی یکی از عوامل مهم در بروز بیماری‌های فیزیولوژیک یا غیرمسمری است (Rajendran *et al.*, 2009). در حال حاضر، پسته بخش قابل توجهی از صادرات محصولات کشاورزی را به خود اختصاص داده است. با توجه به اهمیت ویژه این محصول در کشور و در صادرات آن به خارج از کشور، افزایش بهره‌وری این محصول بسیار مهم است. یکی از راه‌های بهبود کیفیت این محصول شناسایی به‌موقع کمبودهای مواد مغذی درخت است. شناسایی درست کمبودها باعث تشخیص بهتر روش درمان و در نتیجه استفاده درست و به موقع از کود خواهد شد (Fina *et al.*, 2013). برای این منظور روش‌های مختلفی وجود دارد، از جمله این روش‌ها، می‌توان به بررسی چشمی برگ (Boissard *et al.*, 2008)، تجزیه خاک (Braatne *et al.*, 1992)، و روش‌های آزمایشگاهی مخصوص (Percy *et al.*, 1989) اشاره کرد. در بین این روش‌ها، بررسی چشمی برگ از مرسوم‌ترین روش‌هاست، ولی در عین حال با خطای بیشتری همراه است؛ زیرا برخی از کمبودها علامت ویژه‌ای در برگ ندارند و یا بعضی از آن‌ها علائم مشترکی دارند که امکان خطا در تشخیص را بیشتر می‌کند. برای تشخیص چنین کمبودهایی به افراد خبره نیاز است تا بتوانند آن‌ها را از یکدیگر تمیز دهند. از آنجایی که روش پیشنهادی علاوه بر سرعت تشخیص، هزینه‌چندانی هم در بردارد، تصمیم گرفته شد تا با جایگزین کردن روش‌های هوشمند پردازش تصویر و تولید نرم‌افزار مناسب به جای افراد خبره که مطمئناً همیشه در دسترس نیستند و یا ممکن است به خاطر خطای دید تشخیص اشتباهی داشته باشند، به کشاورز در جهت تشخیص دقیق و به موقع کمبود مواد مغذی موجود در

برگ درخت پسته که هدف اصلی این مقاله است کمک شود.

یادگیری ماشین در حوزه کشاورزی کاربردهای فراوانی دارد که می‌توان به درجه‌بندی میوه‌ها براساس رنگ (Blasco *et al.*, 2003)، درصد رسیدگی آن‌ها (Arefi *et al.*, 2011)، انتخاب زمین‌های حاصل‌خیز (Zheng & Schreier, 1988)، شناسایی ارقام و واریته‌ها (Chen *et al.*, 2002) و مانند آن اشاره کرد.

در یک پژوهش، (Mahmoudi *et al.*, 2010) با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و به کمک خواص رنگی و مورفولوژیکی برگ درخت گردو به شناخت ژنوتیپ‌ها جهت تشخیص بیماری‌های درخت گردو پرداختند. آن‌ها با استفاده از شبکه پس انتشار خطا^۱ به دقت ۹۴٪ و با استفاده از شبکه خود سازمان‌ده^۲ به دقت ۸۴٪ دست یافتند. در پژوهشی دیگر، (Omrani *et al.*, 2015) برای شناسایی انواع سیب از سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی^۳ جهت طبقه‌بندی تصاویر استفاده کرده‌اند. در این تحقیق چهار رقم گرانی اسمیت^۴، گلاب کهنز^۵، گالا^۶ و دلبار استیوال^۷ مطالعه شده است. آنها ابتدا نمونه‌های برگ را جمع‌آوری و از نمونه‌ها تصویربرداری کرده و پس از پردازش تصاویر، ویژگی‌های مورفولوژی، رنگ و بافت برای هر یک از تصاویر را محاسبه و سپس از سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی برای طبقه‌بندی نمونه‌ها استفاده کردند. براساس نتایج سیستم استنتاجی فازی بهینه به ترتیب روش‌های خطی، مثلثی و روش آموزش مرکب بالاترین دقت را داشته است. بیشترین دقت طبقه‌بندی ۹۵/۸۳ درصد گزارش شد. بررسی مقدار محتوای عناصر غذایی موجود در گیاه، یکی دیگر از کاربردهای تکنیک بینایی ماشین است، که می‌تواند به عنوان یک روش، جهت نشان دادن کمبودهای مواد غذایی یک گیاه برای محدود کردن مقدار کوددهی به محصولات مزرعه‌ای و یا گلخانه‌ای در زمانی که واقعاً نیاز به مواد آلی دارند، مورد استفاده قرار گیرد. در این حالت می‌توان به‌طور قابل ملاحظه‌ای باعث صرفه‌جویی در میزان مصرف

1- Feed forward back propagation

2- Self-organizing map (SOM)

3- Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)

4- Granny Smith

5- Golab Kohanz

6- Gala

7- Delbarestival

برای تعیین رشد عمومی و وضعیت سلامت گیاه و همچنین ویژگی‌های بافتی مانند مورفولوژی، آنترویی و وضوح تصویر و همچنین ویژگی‌های رنگ مانند همگونی و انرژی را استخراج می‌کند. از میان ویژگی‌های استخراج شده، انرژی، آنترویی و همگونی برای تشخیص به موقع کمبود کلسیم در محصول کاهو مناسب‌تر بوده‌اند. نتایج نشان داد که با استفاده از این سیستم، تشخیص کمبود کلسیم مورد نیاز گیاه یک روز سریع‌تر از تکنیک مشاهده توسط کشاورز صورت می‌گیرد. در یک پروژه تحقیقاتی، Lee *et al.* (2015) یک رویکرد یادگیری عمیق^۵ برای یادگیری ویژگی‌های افتراقی تصاویر برگ‌ها برای شناسایی و طبقه‌بندی گیاه، مورد بررسی قرار دادند. از شبکه عصبی مصنوعی کانولوشن^۶ برای آموزش بانظارت^۷، ویژگی‌های ۴۴ گونه گیاه مختلف و برای به دست آوردن ویژگی‌های انتخاب شده این شبکه عصبی از تکنیک تجسمی مبتنی بر شبکه‌های غیرکانولوشن (آنالیز داخلی شبکه) استفاده شده است. نتایج به دست آمده نشان‌دهنده این بود که یادگیری و آموزش ویژگی‌ها از طریق شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش‌های دستی، ویژگی‌های بهتری برای دسته‌بندی تصاویر برگ می‌تواند فراهم کند. علاوه بر این مشخص می‌کند که ساختار رگ‌ها یک ویژگی مهم برای شناسایی گونه‌های مختلف گیاهی است. همانطور که مشاهده شد برای فرآیند تشخیص خودکار محصولات کشاورزی تلاش‌های زیادی صورت گرفته اما در این میان، پژوهش‌های کمتری در تشخیص و شناسایی انواع کمبودهای مواد مغذی در گیاه پسته انجام شده است. از این رو در این مقاله روشی برای تشخیص کمبود مواد مغذی درختان پسته با بکارگیری روش‌های پردازش تصاویر و یادگیری ماشین ارائه شده است. در روش معرفی شده، از مشخصه‌های اصلی برگ که شامل لبه و رگ‌برگ است و همچنین ویژگی‌های رنگی برگ استفاده شده است. این ویژگی‌ها که مورد توجه اشخاص خبره در کشاورزی نیز هستند، جزء مشخصه‌های متمایز کننده برگ‌ها از نظر کمبود مواد مغذی‌اند.

کود شد (Ampatzidis *et al.*, 2017). در یک تحقیق، Mehrvar & Dadvar (2014) از روش خوشه‌بندی^۱ حد آستانه برای استخراج ویژگی‌های^۲ برگ شامل شکل، جنس و رنگ برگ و از طبقه‌بندی شبکه عصبی استفاده کردند. همچنین Sadeghifar *et al.* (2014) نیز با استفاده از روش k-means قسمت‌های آلوده را شناسایی کردند و در ادامه از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای استخراج ویژگی برگ‌های آلوده و طبقه‌بندی آن‌ها بر اساس نوع بیماری‌شان بهره بردند. این روش بیش از ۹۱٪ دقت داشته و همچنین نسبت به روش‌های قبل به طور متوسط ۲۰٪ سریع‌تر عمل کرد. در پژوهشی، Bhanghe & Hingoliwala (2015)، یک ابزار مبتنی بر وب طراحی کردند که از طریق آپلود تصویر میوه انار به سیستم، برای شناسایی نوع بیماری میوه به کشاورز کمک می‌کند. این سیستم یک مجموعه داده آموزش‌دیده از تصاویر میوه انار دارد. تصویر ورودی داده شده توسط کاربر برای شناسایی شدت بیماری در مقایسه با تصاویر مجموعه داده آموزش‌دیده چندین مرحله تحت پردازش قرار می‌گیرد. ابتدا اندازه تصویر تغییر و سپس ویژگی‌هایش براساس پارامترهایی مثل رنگ و مورفولوژی استخراج و خوشه بندی به وسیله k-means انجام می‌شود و سپس از ماشین بردار پشتیبان^۳ برای طبقه‌بندی^۴ تصاویر آلوده و غیرآلوده استفاده شد. ارزیابی تجربی روش پیشنهادی قابل اجرا بوده و ۸۲ درصد دقت برای شناسایی بیماری انار دارد. در پژوهشی دیگر، Jhuria & Kumar (2013) از پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک ابزار برای نظارت بر بیماری میوه‌ها استفاده نمودند. آنها نیز همانند کارهای قبلی، تصاویر را بر اساس سه ویژگی رنگ، بافت و مورفولوژی طبقه‌بندی کردند. براساس ویژگی مورفولوژی در ۹۰ درصد موارد جواب درست برگردانده شده است. همچنین Story *et al.* (2010) یک سیستم بر پایه بینایی ماشین برای تشخیص زود هنگام کمبود کلسیم در محیط کنترل شده برای کاهو طراحی کردند. این سیستم بینایی ماشین شامل دو قسمت اصلی است؛ یک سیستم موقعیت یاب دوربین خودکار و یک ماژول پردازش تصویر. سیستم بینایی ماشین خصوصیات گیاه را

5- Deep learning

6- Convolutional neural network (CNN)

7- Supervised learning

1- Clustering

2- Feature extraction

3- Support vector machines (SVM)

4- Classification

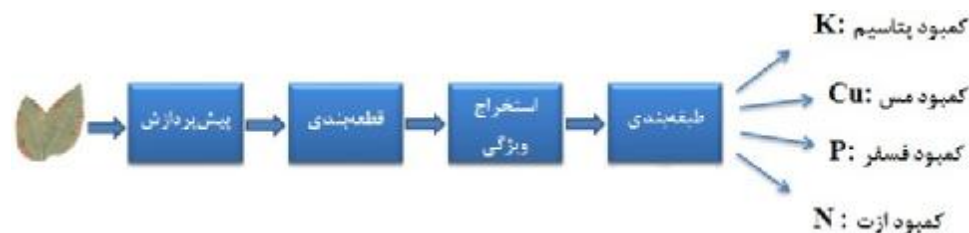
مواد و روش‌ها

شمای کلی از رویکرد پیشنهادی

برای انجام این پژوهش برگ‌های متعددی از گیاه پسته که نشانی از انواع کمبودهای موجود داشتند جمع‌آوری، سپس تصاویر برگ‌ها توسط اسکنر گرفته شد. با تشخیص ویژگی‌های کلیدی برگ شامل لبه، رگبرگ و سطح برگ و بررسی ویژگی‌های رنگی آن‌ها، ویژگی‌های مناسب از داده‌ها استخراج گردید. در نهایت با استفاده از طبقه‌بند ماشین‌بردار پشتیبان که یکی از معروف‌ترین و کاراترین طبقه‌بندی‌کننده‌ها در حوزه یادگیری ماشین است، طبقه‌بندی مختلف بیماری انجام شد. مراحل روش پیشنهادی در شکل ۱ مشاهده می‌شود.

جمع‌آوری داده

با توجه به این که پیدایش علائم کمبود مواد مغذی در گیاهان از خردادماه شروع می‌شود و تا شهریورماه ادامه دارد، نمونه‌های برگ استفاده شده در این تحقیق در همین بازه زمانی از درختان پسته باغ‌های مختلفی در شهرستان بهاباد تهیه شده‌اند. برای تهیه تصاویر، بلافاصله بعد از جمع‌آوری برگ‌ها، با استفاده از اسکنر Canon CanoScan LiDE 100 تصویر با با اندازه 900×500 پیکسل و رزولوشن 300 dpi از برگ‌ها گرفته شد. لازم به ذکر است که جمع‌آوری برگ‌ها توسط یک فرد خبره در جهاد کشاورزی شهرستان بهاباد انجام گردید. برای انجام پژوهش، تصاویر از برگ‌های غیرسالم و همچنین از برگ‌های سالم تهیه شد. برگ‌های غیرسالم دارای یکی از کمبودهای موجود در این منطقه، شامل کمبود پتاسیم، مس، فسفر و ازت با تشخیص از طریق ویژگی‌های رنگی بودند. برای مشخص کردن نوع کمبود هر برگ و به عبارتی برچسب‌گذاری نمونه‌ها از افراد خبره استفاده شد تا با بررسی ظاهر برگ، نوع کمبود آن را مشخص نمایند. بدین ترتیب از هر نوع کمبود بیش از ۳۰ نمونه تصویر تهیه شد.



شکل ۱- شمای کلی از روش پیشنهادی

نقش و علائم کمبود عناصر در درختان میوه

کمبودهای شدید عناصر غذایی در گیاه به صورت علائمی مختلف قابل مشاهده است که می‌توان به مواردی چون تغییر رنگ، سوختگی، توقف رشد جوانه‌های انتهایی، تغییر شکل میوه‌ها، تفاوت در عملکرد، زودرسی، دیررسی، کوچک شدن میوه‌ها، نارسایی در رشد، کاهش گسترش ریشه و کاهش خاصیت انبارداری میوه‌ها اشاره نمود. لازم به ذکر است که نشانه‌های کمبود، گاهی مشابه هم بوده و همچنین عوامل دیگری چون تغییرات دما، استفاده از سموم، حشرات، باد و دیگر عوامل طبیعی نشانه‌هایی را از خود به جای می‌گذارند که مشابه علائم کمبود است. به همین دلیل، تشخیص و معالجه کمبود عناصر غذایی از روی علائم ظاهری باید با احتیاط و به وسیله کارشناسان با تجربه انجام گیرد (Salim & Zahmatkesh, 2008).

نقش و علائم کمبود نیتروژن (N)

این عنصر برای تولید اسیدهای آمینه و پروتئین لازم است و مهم‌ترین عامل رشد محسوب می‌شود. به عبارتی چون ازت جزء مهمی از ملکول کلروفیل را تشکیل می‌دهد، بنابراین اولین علائم ظهور کمبود ازت، رنگ پریدگی برگ‌ها است.

برگ‌ها معمولاً به رنگ سبز مایل به زرد و زرد روشن در می‌آیند که به علت عدم تشکیل کلروفیل است. در اواخر رشد رنگ زرد، قرمز و بنفش مایل به قرمز مشاهده می‌شود که در نتیجه تشکیل رنگ آنتوسیانین است. در کمبود ازت، برگ‌ها کوچک، ساقه‌ها و شاخه‌ها لاغر می‌شوند و معمولاً با زاویه کوچکی نسبت به ساقه اصلی می‌ایستند و شاخه‌های جانبی کمتری تشکیل می‌شود، زردی در برگ‌های پیر (پایینی) زودتر ظاهر می‌شود (Salim & Zahmatkesh, 2008).

نقش و علائم کمبود فسفر (P)

بحرانی شود. کمبود پتاسیم فوراً به نشانه‌های قابل دیدن منجر نمی‌شود. ابتدا فقط کاهشی در میزان رشد ایجاد می‌شود، اما با ادامه کمبود یا شدیدتر شدن آن زردی و سوختگی رخ می‌دهد. این نشانه‌ها معمولاً در برگ‌های پیرتر شروع می‌شود؛ زیرا این برگ‌ها یون پتاسیم را در اختیار برگ‌های جوان‌تر قرار می‌دهند. در اغلب گونه‌های گیاهی زردی و سوختگی از حاشیه و نوک برگ‌ها شروع می‌شود. گیاهانی که کمبود پتاسیم دارند معمولاً از شادابی کمتری برخوردار هستند و در شرایط کم آبی به سهولت پژمرده می‌شوند. لذا مقاومت به خشکی در آن‌ها ضعیف است و نیز حساسیت بیشتری نسبت به شوری، آسیب به سرما و حمله بیماری قارچی نشان می‌دهند. از جمله علائم ظاهری کمبود پتاسیم در درختان میوه، توقف رشد در حالت عمومی، کوتاه شدن میانگره‌ها و کوچک ماندن برگ‌ها، کلروز میان گره‌ها و سبز ماندن رگ‌برگ‌ها، میوه‌های نوک کشیده و عدم تکامل در قسمت دم میوه است (Salim & Zahmatkesh, 2008).

نقش و علائم کمبود مس (Cu)

برخلاف عناصر ذکر شده، مس جزء عناصر کم مصرف در گیاهان است. مس در فرآیندهایی نظیر فتوسنتز، تنفس، انتقال کربوهیدرات‌ها، احیا و تثبیت هم‌زیستی نیتروژن، متابولیسم پروتئین‌ها و دیواره سلولی اهمیت دارد. مس در تشکیل کلروفیل شرکت داشته و بخشی از چندین آنزیم مهم از جمله سیتوکروم اکسید است. مس علاوه بر تأثیر بر رشد رویشی، بر رشد زایشی و در نتیجه عملکرد دانه اثر دارد. اثر کمبود مس بر رشد زایشی بیش از رشد است. کمبود این عنصر در باغات پسته رایج است و مانند عنصر روی، کمبود آن در باغات تازه احداث شده و درختان تازه بارور اتفاق می‌افتد. در شرایط کمبود مس که معمولاً در تابستان ظاهر می‌شود، نوک برگ‌های نابالغ در انتهای شاخه دچار حالت سوختگی شده و برگ‌های سوخته ریزش می‌کنند. کمبود مس در درختان میوه سبب ایجاد شاخه‌های پررشد با برگ‌های درشت به رنگ سبز تیره و با لکه‌های زرد رنگ می‌شود. در صورت تشدید کمبود تمام شاخه‌های جوان خشکیده می‌شوند (Salim & Zahmatkesh, 2008).

شکل ۲ انواع کمبود مواد مغذی را با توجه به تغییر رنگ برگ درخت پسته در یک نمونه نشان می‌دهد.

این عنصر در تلقیح گل‌ها، رشد ریشه، انتقال انرژی و همچنین تنظیم خواص ژنتیکی گیاه نقش دارد. در بعضی جهات کمبود ازت و فسفر با هم شباهت دارند. رشد قسمت هوایی و ریشه در هر دو کند یا متوقف می‌شود و همچنین برگ‌ها کوتاه، باریک و نازک می‌شوند و رشد طولی گیاه عمودی بوده و ساقه‌های جانبی به ندرت ظاهر می‌شود. تعداد برگ و شاخه‌ها محدود شده و ممکن است جوانه‌های کناری به خواب بروند یا بمیرند. ظهور شکوفه و جوانه‌های برگی کم شده و در نتیجه میزان محصول (دانه و میوه) نیز کاهش می‌یابد. در هنگام کمبود فسفر رنگ برگ‌ها سبز تیره، کدر مایل به آبی با ته رنگ برنزی یا بنفش است و رنگ میوه‌ها سبز و ممکن است به شدت رنگی شده باشند، گوشت میوه نرم و شیره میوه خیلی ترش و خاصیت انباری آن نیز کم می‌شود. یک علامت مهم دیگر، کوتولگی و کوتاه ماندن گیاهان است. به این صورت که گیاهان دچار کمبود فسفر، اغلب با گیاهان جوان اشتباه گرفته می‌شوند و در برگ‌های پیرتر در شرایط حاد کمبود، رگ‌برگ‌ها به شکل مشکی و قهوه‌ای پریده در می‌آیند (Salim & Zahmatkesh, 2008).

نقش و علائم کمبود پتاسیم (K)

پتاسیم از عناصر ضروری گیاهان و فراوان‌ترین عنصر موجود در پیکره گیاه پس از ازت است. پتاسیم از عناصر پرمصرف است. تجربه نشان می‌دهد که معمولاً مقدار سه عنصر پتاسیم، فسفر و نیتروژن در خاک نسبت به سایر عناصر ضروری برای حداکثر رشد گیاه ناکافی است. لذا این سه عنصر ترکیب اساسی کودهای تجاری را تشکیل می‌دهند. پتاسیم به راحتی در سراسر گیاه حرکت می‌کند و به مقدار زیاد در بخش‌های فعال و در حال رشد گیاه وجود دارد. این عنصر برای سنتز و انتقال مواد مغذی در گیاه لازم بوده و در رفع آثار سوء عدم تعادل بعضی از عناصر غذایی گیاه در خاک کمک می‌کند و همچنین در تنظیم فعالیت جذب آب نیز مؤثر است. مقدار مورد نیاز گیاهان به پتاسیم متفاوت است. ممکن است گیاه در یک مرحله از رشد فیزیولوژیکی نیاز به جذب پتاسیم بیشتر از مرحله دیگر داشته باشد. مثلاً در سیب زمینی ممکن است در مراحل اولیه رشد علائم کمبود پتاسیم را ظاهر نکند، اما در مراحل بعدی کمبود پتاسیم ممکن است برای گیاه

آماری مرتبط با شدت، در تبدیل خاکستری مشاهده می‌شوند و اطلاعات مرتبط با رنگ در تبدیل RGB و دیگر تبدیل‌های رنگی به خوبی دیده می‌شوند. در همین راستا برای استخراج بهتر ویژگی‌های مختلف، تصویر به تبدیل‌های مختلف منتقل شد. در روش پیشنهادی، تصاویر به ابعاد 256×256 پیکسل تغییر اندازه داده می‌شوند. شکل ۳- الف تصویر اصلی برگ را نشان می‌دهد. در نهایت مانند شکل ۳- ب تصویر RGB را به تصویر با فرمت HSV تبدیل، و از این تصاویر برای مراحل بعدی استفاده می‌گردد. مرحله پیش‌پردازش به نوعی آماده‌سازی تصاویر برای عملکرد بهتر سایر مراحل بود.

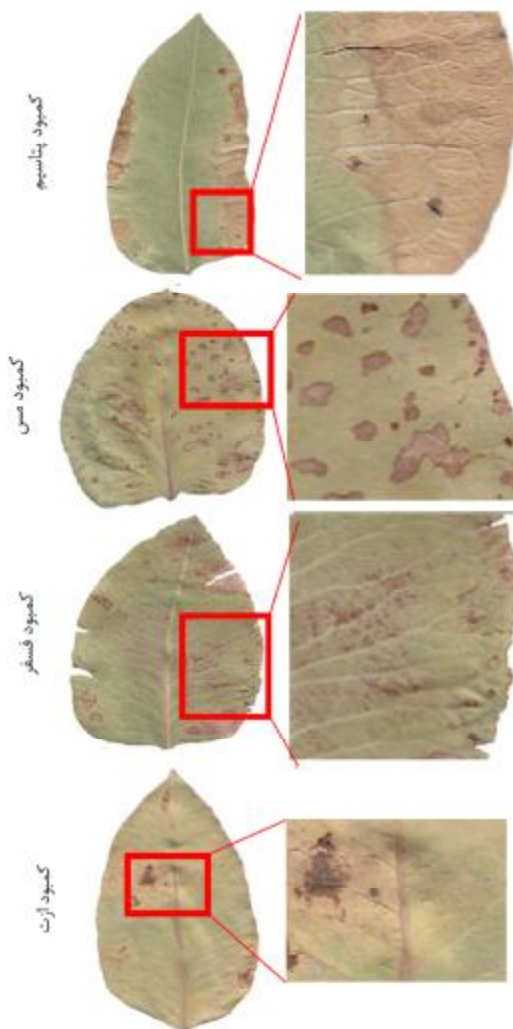
قطعه‌بندی تصاویر

برای تشخیص نوع کمبود، فقط بخش‌هایی از برگ که بر اثر بیماری آسیب دیده‌اند در تشخیص تاثیر گذارند. به همین منظور به جای استفاده از تمام تصویر، قسمت‌هایی از برگ که علائم بیماری دارند را جدا کرده و از ویژگی‌های آن‌ها استفاده گردید. برای این کار، از تصویر HSV به دست آمده در مرحله پیش‌پردازش استفاده کرده، با در نظر گرفتن حد آستانه^۳ برای هرکدام از کانال‌های تصویر، یک ماتریس صفر و یک، با ابعاد تصویر و منطبق با آن شکل گرفت. نتیجه حاصل یک تصویر سیاه و سفید از تصویر اصلی بود که در شکل ۳- ج نمونه آن ارائه شده است.

از این ماتریس برای فیلتر کردن تصاویر RGB و جداسازی بخش‌های بیمار (دچار آسیب) برگ استفاده شد. شکل ۳-د نحوه فیلتر کردن تصاویر اصلی و جداسازی بخش‌های بیمار از سایر قسمت‌های برگ را نشان می‌دهد. ویژگی‌های مورد نیاز از فرمت RGB از این نواحی استخراج می‌شود.

استخراج ویژگی

در این مرحله ویژگی‌هایی از تصویر که برای شناسایی نوع کمبود مورد نیاز است از تصاویر استخراج می‌شود. ویژگی‌های مورد استفاده در این پژوهش از تصویر در دو تبدیل خاکستری و RGB استخراج شده است. برای همین منظور از تصاویر RGB فیلتر شده از مرحله قطعه‌بندی، و تبدیل این تصاویر به تصاویر خاکستری استفاده می‌شود.



شکل ۲- نشانه انواع کمبود مواد مغذی در برگ پسته

پیش‌پردازش تصاویر

پیش‌پردازش^۱ تصاویر برای داده‌های واقعی که اغلب دارای نویز هستند بسیار مهم است. در این مرحله به منظور بهبود کیفیت، تصویر به تصویر دیگری تبدیل می‌شود تا تجزیه و تحلیل بر روی آن بهتر صورت گیرد. این گام یک مرحله حیاتی در کاربردهای پردازش تصویر است. زیرا میزان اثر بخشی گام‌های بعدی (قطعه‌بندی^۲، استخراج ویژگی) تا حد زیادی به کیفیت تصاویر بستگی دارد. پیش‌پردازش تصویر شامل مراحل: ۱- تغییر اندازه تصویر، ۲- تبدیل تصویر است.

ویژگی‌هایی مانند مرزها و لبه‌های تصاویر در تبدیل سیاه و سفید تصویر بهتر مشاهده می‌شوند. همچنین ویژگی‌های

1- Pre-processing
2- Segmentation

3- Threshold

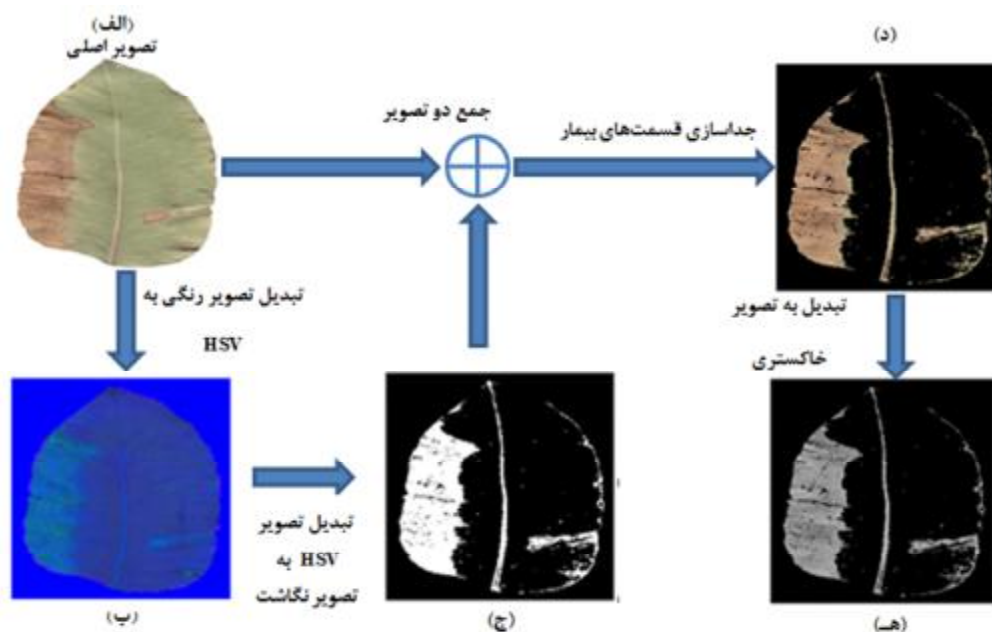
شکل ۳- ه نمونه تصویر خاکستری قسمت‌های بیمار را نشان می‌دهد. ویژگی‌های تصویر از قبیل، وضوح، همبستگی، انرژی و همگنی از تصویر خاکستری، و ویژگی‌هایی از قبیل میانگین، انحراف معیار، آنتروپی، مقدار مؤثر، واریانس و همواری از تصاویر RGB به دست آمد.

آنتروپی: میزان بی‌نظمی در یک تصویر را نشان می‌دهد، هر چقدر تصویر پیچیده‌تر باشد میزان آنتروپی آن بیشتر است. معادله (۱) نحوه محاسبه آنتروپی را نشان می‌دهد (Shamsi et al., 2018).

$$Entropy = -\sum_i P(x_i) \log P(x_i) \quad (1)$$

که در آن: x_i موقعیت پیکسل؛ P مقدار پیکسل.

ویژگی‌ها
از ویژگی‌های رنگ از قبیل، میانگین، انحراف معیار، مقدار مؤثر، واریانس و همواری و ویژگی‌های بافتی از قبیل، آنتروپی، وضوح، همبستگی، انرژی و همگنی (Neelamma



شکل ۳- فیلتر عکس معمولی برگ و جداسازی قسمت‌های بیمار از سایر قسمت‌ها

انرژی: معیاری برای اندازه‌گیری میزان همگن بودن تصویر است. انرژی را می‌توان معیاری در مقابل آنتروپی دانست. معادله (۴) نحوه محاسبه این معیار را نشان می‌دهد (Shamsi et al., 2018).

$$Energy = \sum_i \sum_j [p_d(i, j)]^2 \quad (4)$$

همگنی: معیاری برای محاسبه میزان شباهت پیکسل‌ها در تصویر است. و از معادله (۵) محاسبه می‌شود (Shamsi et al., 2018).

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (5)$$

وضوح: میزان تغییرات و تقابل یک پیکسل با پیکسل همسایه‌اش در تصویر را نشان می‌دهد. میزان وضوح در یک تصویر از معادله (۲) محاسبه می‌شود (Shamsi et al., 2018).

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p_d(i, j) \quad (2)$$

که در آن: i و j مختصات پیکسل‌های تصویر. همبستگی: میزان شدت وابستگی خطی در تصویر است و از معادله (۳) محاسبه می‌شود (Shamsi et al., 2018).

$$Correlation = \sum_{i,j} \frac{(i - m_i)(j - m_j) p(i, j)}{s_i s_j} \quad (3)$$

که در آن: m میانگین؛ s انحراف معیار.

همان‌طور که گفته شد ماشین بردار پشتیبان اصالتاً یک طبقه‌بندی کننده دودویی است، حال آن‌که در غالب مسائل و کاربردهای دنیای واقعی به طور معمول بیش از دو کلاس وجود دارد. بدین منظور، برای استفاده از ماشین بردار پشتیبان برای حالت بیش از دو کلاس دو روش کلی ارائه شده است (Luts *et al.*, 2010). با فرض وجود N کلاس در یک مسئله طبقه‌بندی، در روش اول یک در مقابل همه $(OVA)^2$ ، برای جدا کردن هر کدام از کلاس‌ها از سایرین یک طبقه‌بندی کننده دودویی طراحی می‌شود. بنابراین در این حالت برای N کلاس، N طبقه‌بندی کننده نیاز است. روش دوم، دسته‌بندی یک در مقابل یک (OVO) ، برای هر جفت کلاس از N کلاس یک طبقه‌بندی کننده دودویی مطرح می‌شود. بنابراین برای N کلاس $\binom{n}{2}$ طبقه‌بندی کننده نیاز است (Cervantes *et al.*, 2008).

بنابراین طبق آنچه بیان شد می‌توان نتیجه گرفت اگر تعداد کلاس در یک مسئله بیش از ۳ کلاس باشد تعداد طبقه‌بندی کننده مورد نیاز در روش یک در مقابل همه از روش یک در مقابل یک کمتر است.

درخت تصمیم

درخت تصمیم یکی از روش‌های قوی و متداول برای طبقه‌بندی و پیش‌بینی است که از مهم‌ترین دلایل رایج بودنش می‌توان به شفاف بودن، قابل فهم بودن، انعطاف‌پذیری و پردازش نسبتاً سریع آن اشاره کرد. پیش‌بینی به‌دست آمده از درخت در قالب یک سری قواعد توضیح داده می‌شود. در درخت تصمیم هر گره داخلی شامل سؤالی بر مبنای یک متغیر مشخص از مسئله مورد بررسی است که برای هر پاسخ یک فرزند وجود دارد. در نهایت هر برگ در درخت تصمیم با یکی از کلاس‌های ممکن برچسب‌گذاری می‌شود. درخت تصمیم جهت طبقه‌بندی یک نمونه، با شروع از ریشه مسیری را بر اساس متغیرهای مطرح شده در گره‌های داخلی دنبال می‌کند تا زمانی که به یک برگ برسد، در نهایت برچسب مربوطه کلاس نمونه موردنظر خواهد بود. اغلب الگوریتم‌های یادگیری درخت تصمیم بر پایه یک عمل

میانگین: میانگین شدت پیکسل در تصویر مورد بررسی را از طریق معادله (۶) محاسبه می‌کند (Shamsi *et al.*, 2018).

$$Mean = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (6)$$

که در آن: n : تعداد کل پیکسل‌های تصویر.

انحراف معیار: انحراف معیار، میزان انحراف کل پیکسل‌های تصویر را نشان می‌دهد. میزان انحراف معیار از معادله (۷) محاسبه می‌شود (Shamsi *et al.*, 2018).

$$Standard\ Deviation = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - m)^2} \quad (7)$$

مقدار مؤثر: جذر متوسط مربعات هر پیکسل را نشان می‌دهد. مقداری آماری از اندازه کمیت متغیر است، که از معادله (۸) محاسبه می‌گردد (Kaur *et al.*, 2016).

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}} \quad (8)$$

واریانس: میزان تغییرات شدت اطراف پیکسل میانگین را محاسبه می‌کند. معادله (۹) نحوه محاسبه آن را نشان می‌دهد (Shamsi *et al.*, 2018).

$$Variance = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - m)^2 \quad (9)$$

صافی: میزان یک‌دست بودن تصاویر را نشان می‌دهد. در اینجا عیاری برای محاسبه میزان زبری و نرمی سطح برگ است. معادله (۱۰) نحوه محاسبه این معیار را نشان می‌دهد (Shamsi *et al.*, 2018).

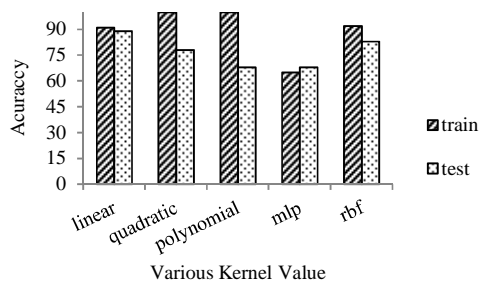
$$Smoothness = 1 - \frac{1}{1 + \sum_i Pixel_i} \quad (10)$$

ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یک روش یادگیری با نظارت برای طبقه‌بندی و رگرسیون^۱ است. این الگوریتم در اصل یک طبقه‌بند دودویی است که سعی دارد در طبقه‌بندی داده‌ها، خطی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. به عبارت دیگر، SVM یک فراصفحه ایجاد می‌کند و سعی می‌کند فاصله هر کلاس تا فراصفحه را حداکثر نماید.

2- One-vs-All (OVA)
3- One-vs-One (OVO)

1- Regression



شکل ۴- میزان دقت کرنل‌های مختلف

برای ارزیابی بهترین مدل ساخته شده یعنی ماشین بردار پشتیبان با کرنل خطی، دقت هر کلاس به صورت مجزا نیز در جدول ۱ آورده شده است. همان‌طور که نتایج این جدول نشان می‌دهد، تشخیص کمبود مس و کمبود ازت به ترتیب بیشترین و کمترین دقت را داشته‌اند.

جدول ۱- درصد میزان دقت تشخیص هر نوع کمبود

کمبود	میزان دقت
ازت	۷۵٪
پتاسیم	۸۰٪
مس	۱۰۰٪
فسفر	۸۰٪

برای ارزیابی مدل پیشنهادی دو موضوع مد نظر قرار گرفت. ۱- ویژگی‌های انتخاب شده برای تشخیص بیماری و ۲- روش انتخاب شده برای طبقه‌بندی و تشخیص بیماری. بدین منظور روش پیشنهادی با ویژگی‌های استخراج شده از روش‌های دیگر و همچنین با استفاده از یک طبقه‌بند دیگر مقایسه شد.

در بسیاری از روش‌های نظارت سلامت گیاه بر اساس پردازش تصویر، به‌طور عمده، از فضای مدل رنگی RGB استفاده می‌شود. بر اساس تحقیقات (Kawashima & Nakati 1998)، رابطه‌ی نرمال شده $(R-B)/(R+B)$ بیشترین همبستگی را با میزان کرومیل داخل برگ و در نتیجه رنگ دانه‌های برگ دارد. شکل ۵ نتایج دو طبقه‌بندی کننده درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان بر اساس ویژگی‌های پیشنهادی تحقیق Kawashima & Nakati (1998) و روش پیشنهادی ما را نشان می‌دهد. همان‌طور که این نمودار نشان می‌دهد، روش پیشنهادی توانسته است به کارایی بهتری دست یابد.

جستجوی بالا به پایین عمل می‌کنند. از میان الگوریتم‌های مورد استفاده در ساخت درخت تصمیم، مهم‌ترین آن‌ها الگوریتم C4.5 است (Lavraç, 1999).

طبقه‌بندی

پس از استخراج بردار ویژگی از تصویر، برای طبقه‌بندی و تشخیص نوع کمبود از ماشین بردار پشتیبان با رویکرد OVA و درخت تصمیم استفاده شد. طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان دارای پارامتری برای تنظیم نوع کرنل است. با هدف دستیابی به مناسب‌ترین کرنل برای شناسایی نوع کمبود در برگ‌ها کرنل‌های مختلف بررسی و بهترین آن‌ها انتخاب شده است.

ارزیابی نتایج

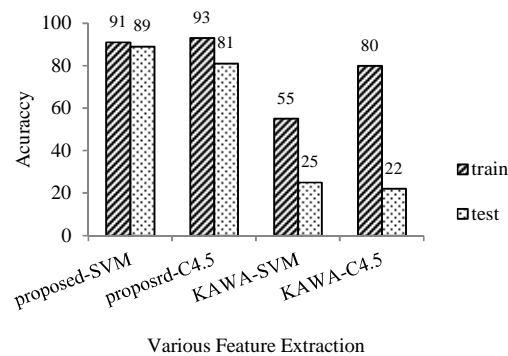
در این پژوهش برای پیاده‌سازی روش پیشنهادی از نرم‌افزار MATLAB v2013 استفاده شد. برای ارزیابی مناسب، مجموعه تصاویر موجود به صورت تصادفی به دو بخش ۷۰٪ داده آموزش و ۳۰٪ داده‌های آزمون تقسیم شدند. از بخش مجموعه داده آموزش برای آموزش مدل و از مجموعه داده آزمون به منظور ارزیابی میزان دقت سیستم استفاده گردید. طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان را می‌توان با کرنل‌های مختلف ساخت. در اینجا، ابتدا مشابه سایر پژوهش‌های حوزه یادگیری ماشین، دقت پنج کرنل Linear, Quadratic, Polynomial, MLP و RBF بر روی داده‌های آموزش و آزمون در شکل ۴ ارزیابی شد. در این شکل محور افقی، کرنل‌های مختلف و محور عمودی، درصد دقت طبقه‌بندی برای هر کرنل را نشان می‌دهد.

همان‌گونه که مشاهده می‌شود، کرنل MLP ضعیف‌ترین نتیجه نسبت به بقیه را هم در آموزش و هم در آزمون داشته است. دو کرنل Quadratic و Polynomial هر چند دقت آموزش بالایی را کسب کرده‌اند، با این حال دقت آن‌ها بر روی داده‌های آزمون کم بوده است.

در مجموع نتایج به دست آمده بر روی داده‌های آزمون برتری ماشین‌بردار پشتیبان با کرنل Linear با دقت ۸۹٪ نسبت به سایر کرنل‌ها را نشان می‌دهد. با توجه به نزدیک بودن میزان دقت داده‌های آموزش و آزمون، می‌توان گفت که این کرنل نسبت به سایر کرنل‌ها واریانس کمتر و قابلیت اطمینان بهتری داشته است.

detection in greenhouse crops. *Elsevier, computers and electronics in agriculture* 62: 81-93.

- Braatne, J. h. Hinckley, T. M. & Stettler, R. F. (1992). Influence of soil water on the physiological and morphological components of plant water balance in *populus trichocarpa*, *populus deltoides* and their F1 hybrids. *Tree Physiology 11*, Heron Publishing, 325-339.
- Cervantes, J. Li, X. Yu, W. Li, K. (2008). Support vector machine classification for large data sets via minimum enclosing ball clustering. *Elsevier, Neurocomputing*, 71: 611-619.
- Chen, Y. R. Chao, K. & Kim, M. S. (2002). Machine vision technology for agricultural Applications. *Elsevier, computers and electronics in agriculture* 36: 173-191.
- Cortes, C. Vapnic, V. (1995). Support-Vector Networks. *Machine Learning*, 20: 273-297.
- Fina, F. Birch, Ph. Young, R. Obu, J. Faithpraise, B. & Chatwin, Ch. (2013). Automatic plant pest detection and recognition using k-means clustering algorithm and correspondence filters. *International Journal of Advanced Biotechnology and Research*, 189-199.
- Jhuria, M. & Kumar, A. (2013). Image processing for smart farming: Detection of disease and fruit grading. *Image Information Processing (ICIIP)*, IEEE Second International Conference, 521-526.
- Kaur, I. Aggarwal, G. & Aggarwal, V. (2016). Detection and Classification of Disease Affected Region of Plant Leaves using Image Processing Technique. *Indian Journal of Science and Technology*, 9(48).
- Kawashima, Sh. & Nakatani, M. (1998). An algorithm for estimating chlorophyll content in leaves using a video camera. *Annals of botany*, 81: 49-54.
- Lavrac N. (1999). Selected techniques for data mining in medicine. *Artificial Intelligence in Medicine*, 16.3-23.
- Lee, S. H. Chan, C. H, Wilkin, P. & Remagnino, P. (2015). Deep-Plant: Plant identification with convolutional neural networks. *Image Processing (ICIP)*, IEEE International Conference, 452-456.
- Luts, J. Ojeda, F. Van de Plas, R. De Moor, B. Van Huffel, S. & Suykens, J. A. K. (2010). A tutorial on support vector machine-based methods for classification problems in chemometrics. *Elsevier, Analytica Chimica Acta*, 665: 129-145.
- Mahmoudi, M., Khazaei, J., & Vahdati, K. (2010). Walnut genotype detection using image processing and artificial neural networks. *The 5th National Congress of*



شکل ۵- مقایسه روش پیشنهادی با روش کاواشیما

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، روشی مبتنی بر پردازش تصویر و ارائه یک مدل ماشین بردار پشتیبان برای تشخیص انواع کمبود مواد مغذی درختان پسته براساس ویژگی‌های برگ ارائه شده است. در الگوریتم پیشنهادی پس از پردازش تصاویر و استخراج ویژگی‌های برگ و بر اساس تفاوت شدت رنگ برای تفکیک انواع کمبودها از یکدیگر استفاده شد. به طور متوسط می‌توان گفت این سیستم با دقت ۸۹٪ توانست انواع کمبودها را تشخیص دهد. نتایج حاصل از این پژوهش نشان می‌دهد که شناسایی خودکار کمبود مواد مغذی بر اساس روش‌های هوشمند پردازش تصویر و یادگیری ماشین، می‌تواند نسبت به راه‌حل‌های آزمایشگاهی، روشی مناسب از نظر هزینه، سرعت تشخیص و همچنین دقت فراهم کند.

منابع

- Ampatzidis, Y. De Bellis, L. Luvisi, A. (2017). iPathology: Robotic Applications and Management of Plants and Plant Diseases. *Sustainability*, 9(6).
- Arefi, A. Modarres Motlagh, A. Mollazade, K. Farrokhi Teimourlou, R. (2011). Recognition and localization of ripen tomato based on machine vision. *Australian journal of crop Science*, 5(10): 1144-1149.
- Bhange, M. Hingoliwala, H. A. (2015). Smart farming: Pomegranate disease detection using image processing. *Procedia Computer Science*, 280-288.
- Blasco, J. Aleixos, N. Molt'o, E. (2003). Machine vision system for automatic quality grading of fruit. *Biosystems Engineering*, 85(4): 415-423.
- Boissard, P. Martin, V. & Moisan, S. (2008). A cognitive vision approach to early pest

- Agricultural Machinery and Mechanization*. (In Persian)
- Mehravar, E., & Dadvar, M. (2014). The application of neural networks and clustering in the diagnosis of plant pests. *Congress of New Technologies in Iran*. (In Persian)
- Neelamma, K. P., Virendra, S. M., & Ravi, M. Y. (2011). Color and texture based identification and classification of food grains using different color models and haralick features. *International Journal on Computer Science and Engineering*, 3(12): 3669-3680.
- Omrani, E., Mohtasebi, S. S. Rafiei, Sh. Hosseinpour, S. (2015). Identification of apple cultivars using image processing and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Iran Biosystems Engineering*, 67-75. (In Persian)
- Pearcy, R. W., Ehleringer, J., Mooney, H. A., & Rundel, P. W. (1989). *Plant Physiological Ecology: Field methods and instrumentation*. Kluwer Academic Publishers, ISBN: 978-94-010-9013-1.
- Rajendran, C., Ramamoorthy, K., & Hepziba, S. J. (2009). *Nutritional and physiological disorders in crop plants*. Publisher: Scientific Publishers (India). ISBN: 9788172336066.
- Sadeghifar, S., Rahimi, M., & Sadeghi, A. (2014). K-MEANS clustering method of image processing and neural networks for clustering and classification of plant pests. *Global Conference on Sustainable Agriculture and Natural Resources*. (In Persian)
- Salim, N., & Zahmatkesh, Z. (2008). Symptoms of nutrient deficiency in fruit trees. *Yazd extension and exploitation system*.
- Shamsi, M., Dowlati, M., Rasouli, M., & Ahmadi, A. (2018). Identification of *Ocneria terebinthina* Stgr and *Agonoscena Pistaciae* Using Image Processing Techniques and Artificial Neural Networks. *Journal of Agricultural Machinery Research*. 7(1): 1-12. (In Persian)
- Story, D., Kacira, M., Kubota, C., Akoglu, A., & An, L. (2010). Lettuce calcium deficiency detection with machine vision computed plant features in controlled environments. *Computers and Electronics in Agriculture*, 238-243.
- Zheng, F., & Schreier, H. (1988). Quantification of soil patterns and field soil fertility using spectral reflection and digital processing of aerial photographs. *Fertilizer Research*, 16: 15-30.

