

رهیافتی جدید به منظور تشخیص سه بیماری گیاه انگور (پوسیدگی سیاه، اسکای و لکه برگی) بر پایه پردازش تصاویر رنگی و یادگیری ماشین

محسن نجف آبادی^۱، داود محمدزمانی^{۲*} و محمد غلامی پرشکوهی^۳

چکیده

مدیریت بیماری‌ها در گیاه انگور به یکی از مسائل اساسی تبدیل شده است که کشاورزان باید با آن روبرو شوند. بیماری‌ها می‌توانند تأثیر زیادی بر عملکرد و عمر این گیاه بگذارند. با افزایش فشارهای محیطی و تغییرات اقلیمی، نیاز به روش‌های نوین و هوشمند در مدیریت بیماری‌ها و آفات اجتناب‌ناپذیر شده است. با پیشرفت‌های اخیر روش‌های هوش مصنوعی و فناوری‌های یادگیری ماشین، کاربرد بینایی ماشین و الگوریتم‌های یادگیری ماشینی برای شناسایی و طبقه‌بندی بیماری‌های انگور در حال توسعه است. در این پژوهش به منظور تشخیص و طبقه‌بندی برخی بیماری‌های برگ گیاه انگور با نام‌های پوسیدگی سیاه، اسکای (زوال) و لکه برگی، پس از حذف پس زمینه از تصاویر برگ‌ها و استخراج ویژگی‌های بافت، رنگ و شکل از تصاویر، از ترکیبی از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم بهینه‌سازی پروانه برای انتخاب مهم‌ترین ویژگی‌ها در تشخیص بیماری برگ گیاه انگور استفاده شد. نتایج صحت طبقه‌بندی برای بیماری‌های پوسیدگی سیاه، اسکای (زوال) و لکه برگی و برگ سالم به ترتیب ۱۰۰، ۱۰۰، ۱۰۰ و ۹۵ درصد و دقت طبقه‌بندی برای تشخیص کل گروه‌های بیمار و سالم ۹۸/۷۵ درصد به دست آمد. همچنین ۱۵ ویژگی بافت، رنگ و شکل به کمک الگوریتم انتخاب ویژگی بهینه‌سازی پروانه به پژوهشگران بیماری‌شناسی گیاهی و علوم داده معرفی گردید. نتایج طبقه‌بندی نشان داد، استفاده از پردازش تصویر و یادگیری ماشین توانایی بالایی در تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های گیاهی دارد.

واژه‌های کلیدی: انتخاب ویژگی، استخراج ویژگی، بیماری‌های انگور، تشخیص و طبقه‌بندی، هوش مصنوعی.

ارجاع: نجف آبادی‌ها م. محمدزمانی د. و غلامی پرشکوهی م. ۱۴۰۳. رهیافتی جدید به منظور تشخیص سه بیماری گیاه انگور (پوسیدگی سیاه، اسکای و لکه برگی) بر پایه پردازش تصاویر رنگی و یادگیری ماشین. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۳۲: ۴۴-۴۴.
<https://dx.doi.org/10.22034/JRMAM.2024.14711.698>

۱- دانشجوی دکتری، گروه مکانیزاسیون کشاورزی، واحد تاکستان، دانشگاه آزاد اسلامی، تاکستان، ایران.

۲- دانشیار گروه مکانیزاسیون کشاورزی، واحد تاکستان، دانشگاه آزاد اسلامی، تاکستان، ایران.

۳- دانشیار گروه مهندسی مکانیک، واحد شهر قدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

* نویسنده مسئول: dr.dmzamani@gmail.com

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۲/۱۸

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۲/۱۲

مقدمه

اهمیت انگورکاری در ایران بیشتر به دلیل نقش و جایگاه جهانی تولید انگور در دنیا است. ایران یازدهمین تولیدکننده انگور و سومین صادرکننده کشمش در جهان است. کاشت انگور در ایران حداقل از ۲۰۰۰ سال قبل از میلاد آغاز شده است و مردم از دیرباز با روش‌های کشت و تولید انگور آشنا هستند. به همین دلیل امروزه در اکثر نقاط ایران از نواحی سردسیر شمال تا حواشی کویر و همچنین مناطق جنوب، کشت انگور متداول است. استان‌های خراسان، قزوین، آذربایجان شرقی و آذربایجان غربی مهمترین تولیدکنندگان این محصول هستند. میوه تازه و سایر فرآورده‌های انگور همواره یکی از منابع تأمین انرژی و غذای روزانه بشر است. قابلیت خشک شدن میوه انگور و تولید فرآورده کشمش، نگهداری آن را آسان و دسترسی به یک منبع غنی غذایی در فصول مختلف سال را براحتی فراهم می‌کند (Javidan *et al.*, 2023). در این بین آمارها نشان می‌دهد که خسارات زیادی (حدوداً ۳۰ درصد از محصول) توسط آفات و بیماری‌ها میزان تولید انگور را کاهش داده‌اند که می‌بایست با رویکرد مناسبی به مدیریت آن‌ها پرداخت (Roostaei *et al.*, 2015). بیماری‌های گیاهی از جمله عوامل شدید کاهش کیفیت و کمیت تولید هستند. ارزیابی ظاهری گیاهان توسط ناظران انسانی زمان‌بر، پرهزینه و مستعد خطا است. ارزیابی بیماری و نگهداری گیاهان نیازمند روش‌های جدید و نوآورانه برای مقابله با چالش‌های تولید کشاورزی است. در این راستا، حسگرها و روش‌های تصویربرداری ظرفیت زیادی در ایجاد رویکردهای جدید برای تعاملات آسیب‌شناسی گیاهی و تشخیص بیماری‌های گیاهی نشان داده‌اند (Asefpour Vakilian & Massah., 2017). پیشرفت در فناوری‌های مرتبط با کشاورزی فرصت‌هایی را برای تشخیص و طبقه‌بندی غیر مخرب بیماری‌های گیاهی ایجاد کرده است. پیشرفت‌های زیادی در بینایی ماشین وجود دارد که به شناسایی و طبقه‌بندی بیماری‌های گیاهی به طور خودکار کمک می‌کند (Mohamad Zamani *et al.*, 2020). یک طبقه‌بند، گیاه سالم یا ناسالم را با ویژگی‌های داده شده (رنگ، شکل و بافت) به عنوان ورودی تشخیص خودکار، تشخیص می‌دهد. دقت، عامل اصلی است که هر پژوهش‌گر برای محاسبه عملکرد مدل از آن استفاده می‌کند (Javidan *et*

2023; Mohammad Zamani *et al.*, 2023) دقت طبقه‌بند در درجه اول به ویژگی‌هایی که استخراج می‌شوند بستگی دارد. بنابراین، استخراج ویژگی نقش کلیدی در شناسایی بیماری‌ها دارد. انتخاب مناسب ویژگی‌های صحیح منجر به دقت تشخیص بالا می‌شود. انتخاب ویژگی را می‌توان به عنوان فرآیند شناسایی ویژگی‌های مرتبط و حذف ویژگی‌های غیر مرتبط و تکراری با هدف مشاهده زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها که مسئله را به خوبی و با حداقل کاهش درجه کارایی تشریح می‌کنند تعریف کرد (Abdulridha *et al.*, 2019). در فرآیند انتخاب ویژگی ابتدا باید تمام ویژگی‌های موجود مسئله استخراج شوند و سپس ویژگی‌های مناسب انتخاب شود.

یکی از روش‌های مؤثر و سازنده در مسیر حل مسائل، انتخاب ویژگی و مسائل مرتبط با آن، استفاده از روش‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری و الگوریتم‌های تکاملی است (Barbedo., 2018). در این زمینه مطالعات زیادی انجام شده است. در مطالعه‌ای در مورد طبقه‌بندی بیماری‌های برگ درخت سیب، از جمله سفیدک پودری، موزاییک و زنگ، ۳۸ ویژگی رنگ، بافت و شکل از هر تصویر رنگی استخراج شد. سپس از الگوریتم ژنتیک^۱ و انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی^۲ برای کاهش ویژگی‌ها و انتخاب ویژگی‌های ضروری استفاده شد. دقت طبقه‌بندی در این روش ۹۰ درصد بود (Kumar *et al.*, 2020). در پژوهشی دیگر یک روش پردازش تصویر مؤثر برای شناسایی بیماری‌های گیاهی پیشنهاد شد. در این روش پس از حذف نوفه از تصویر اولیه، از خوشه‌بندی فازی^۳ برای جداسازی قسمت مورد نظر از تصویر استفاده شد. سپس با استفاده از هیستوگرام گرادینان‌های جهت‌دار و آنتروپی، ویژگی‌های بافت ناحیه مورد نظر استخراج شد. برای طبقه‌بندی از ترکیب یادگیری عمیق و الگوریتم فاخته^۴ استفاده شد. نتایج طبقه‌بندی در این روش تشخیص بیماری دارای دقت ۸۷ درصد بود (Cristin *et al.*, 2020). در یک مطالعه، الگوریتم جدیدی برای تشخیص چهار بیماری برگ سیب توسعه داده شد. با استفاده از تقسیم‌بندی خودکار ناحیه بیمار با استفاده از

1- Genetic Algorithm

2- Correlation Based Feature Selection

3- Fuzzy C-means clustering

4- Deep neural network based Rider-Cuckoo

گیاهی، به مجموعه داده‌های معتبر از تصاویر گیاه بیمار و سالم نیاز است. تا همین اواخر، چنین مجموعه‌ای از داده‌ها وجود نداشت و حتی مجموعه‌های داده کوچک‌تر به‌طور رایگان در دسترس نبودند. بنابراین، پژوهشگران مجبور بودند مجموعه داده‌های خود را ایجاد کنند. چالش دیگر معرفی مهم‌ترین و بهترین ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر به محققان پیش رو است. بنابراین می‌بایست ویژگی‌هایی را استخراج و انتخاب نمود که در طبقه‌بندی بیش‌ترین تأثیر را داشته و به دقت بالاتری دست یابند. این کار در تحقیقات گذشته کم‌تر دیده شده است، زیرا آن‌ها سعی کرده‌اند از روش‌های یادگیری عمیق که روش‌هایی بسته در استخراج ویژگی هستند و به عنوان روش‌های بلک باکس^۲ نیز معرفی می‌شوند، استفاده کنند. سایر روش‌های استفاده شده توسط پژوهشگران به یادگیری ماشین پرداخته شده است، اما کمبود استفاده از یک الگوریتم دقیق برای انتخاب ویژگی احساس می‌شود.

انتخاب ویژگی یکی از چالش‌های یادگیری ماشین و تشخیص الگوی آماری است. ویژگی‌های انتخاب شده تأثیر زیادی بر عملکرد، دقت و کارایی سامانه دارند. شاید مهم‌ترین بخش عملیات داده کاوی و مدل‌سازی هوشمند، عملیات انتخاب ویژگی باشد، زیرا ویژگی‌های نامرتب یا تا حدودی مرتبط می‌توانند تأثیر منفی بر عملکرد سامانه داشته باشند. اجرای روش‌های انتخاب ویژگی اولین و مهم‌ترین مرحله در طراحی سامانه‌های یادگیری هوشمند است. همچنین زمانی که ابعاد فضای ویژگی داده‌ها بسیار زیاد است، استفاده از مجموعه ویژگی‌های مناسب، «هزینه‌های محاسباتی» مورد نیاز برای آموزش بهینه سامانه را تا حد زیادی کاهش می‌دهد. از سوی دیگر، انتخاب ویژگی با حذف ویژگی‌های نامربوط و تکراری منجر به کاهش ابعاد می‌شود (

در این پژوهش از مجموعه داده‌های جمع‌آوری شده از تاکستان‌های استان قزوین شامل یک طبقه برگ سالم و سه طبقه برگ بیمار شامل بیماری‌های پوسیدگی سیاه^۳، اسکای (زوال)^۴ و لکه برگی^۵، مجموعه‌ای از تصاویر تهیه گردید. تعداد تصاویر برای هر گروه ۱۰۰ عدد بود و در مجموع ۴۰۰ عدد تصویر جمع‌آوری شد. سپس ترکیبی از

خوشه‌بندی خودکار *K-means* و طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان^۱ دقت ۹۱ درصد حاصل شد (Javidan et al., 2022).

به منظور تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های گیاه انگور به روش پردازش تصویر و هوش مصنوعی تحقیقاتی انجام شده است. محققان به منظور تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های *Downy* و *Powdery* توسط خوشه‌بندی *K-Means* و ماشین بردار پشتیبان الگوریتمی را توسعه دادند. دقت طبقه‌بندی در این روش ۸۸/۸۹ درصد بیان شد (Padol & Yadav., 2016). در تحقیقی دیگر به طبقه‌بندی سه بیماری *Black Measles*، *Black Rot* و *Leaf Blight* پرداخته شد. در این روش از ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی ۶۰۰ عدد تصویر برای هر بیماری استفاده شد. دقت طبقه‌بندی در روش پیشنهادی ۹۳ درصد بود (Jaisakthi et al., 2019). در مطالعه‌ای دیگر استفاده از شبکه‌های کانولوشنی CNN برای طبقه‌بندی *Black rot* و *Esca measles Leaf spot* با تعداد ۳۸۰ تصویر برای هر گروه از بیماری‌ها ارائه گردید. آن‌ها به نتایجی با دقت ۹۸/۷۰ درصد دست یافتند (Liu et al., 2020). تحقیق دیگری برای سه بیماری *Black Measles*، *Black Rot* و *Leaf Bligh* با ۶۰۰ عدد تصویر انجام گرفت. محققان در این تحقیق از الگوریتم DR-IACNN به منظور طبقه‌بندی بیماری‌های انگور استفاده کردند. دقت طبقه‌بندی در این روش ۸۱/۱ درصد بود (Xie et al., 2020). در تحقیقی دیگر به طبقه‌بندی بیماری‌های *Black Measles*، *Black Rot* و *Leaf Bligh* ماشین بردار پشتیبان ۹۷/۲ درصد گزارش گردید (Singh et al., 2022). در مطالعه‌ای به سه روش مختلف یادگیری عمیق شامل AlexNet، GoogLeNet و ResNet-18 به طبقه‌بندی بیماری‌های *Black Measles*، *Black Rot* و *Leaf Bligh* پرداخته شد. دقت طبقه‌بندی برای روش‌های پیشنهاد شده به ترتیب ۹۵/۶۵، ۹۲/۲۹ و ۸۹/۴۹ درصد بود (Javidan et al., 2023).

نتایج نشان می‌دهد ابزارها و داده‌های موجود و روش‌های تجزیه و تحلیل داده‌ها به منظور تشخیص بیماری‌های گیاهی از جمله انگور متفاوت است. بنابراین، نتایج به دست آمده یکسان نخواهند بود. به منظور توسعه طبقه‌بندی تصاویر دقیق برای تشخیص بیماری‌های

2- Black box methods
3- Black Rot
4- Black Measles
5- Leaf Blight

1- Support vector machine

الگوریتم بهینه‌سازی پروانه و ماشین بردار پشتیبان به منظور تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های رایج برگ انگور توسعه داده شد. همچنین مؤثرترین ویژگی‌ها در شناسایی بیماری‌های گیاه انگور معرفی شدند.

مواد و روش‌ها

الگوریتم پیشنهادی

این پژوهش در دانشگاه آزاد اسلامی واحد تاکستان در تابستان ۱۴۰۲ انجام گرفت. برای این منظور از سه تاکستان با انگور رقم بیدانه قرمز که بیماری‌های پوسیدگی سیاه، اسکای (زوال) و لکه برگی توسط بیماری‌شناسان گیاهی گزارش شده بود، ۱۰۰ عدد برگ به عنوان نمونه برای هر بیماری و ۱۰۰ عدد برگ سالم تهیه و در آزمایشگاه مورد تصویربرداری قرار گرفت. سپس به منظور تشخیص و طبقه‌بندی به وسیله الگوریتم‌های پردازش تصویر و یادگیری ماشین مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته شد. روش پیشنهادی اعمال شده به منظور تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های برگ گیاه انگور و برگ سالم، در این مطالعه در شکل ۱ نشان داده شده است. این مراحل عبارتند از (۱) ایجاد پایگاه تصاویر (۲) حذف پس زمینه و تقسیم‌بندی تصویر برای تشخیص علائم بیماری با استفاده از خوشه‌بندی K -means، (۳) استخراج ویژگی‌های بافت، رنگ و شکل از تصاویر، (۴) انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی پروانه و در نهایت، (۵) طبقه‌بندی بر اساس ماشین بردار پشتیبان^۱. روش پیشنهادی در ادامه شرح داده شده است.

ایجاد پایگاه تصاویر

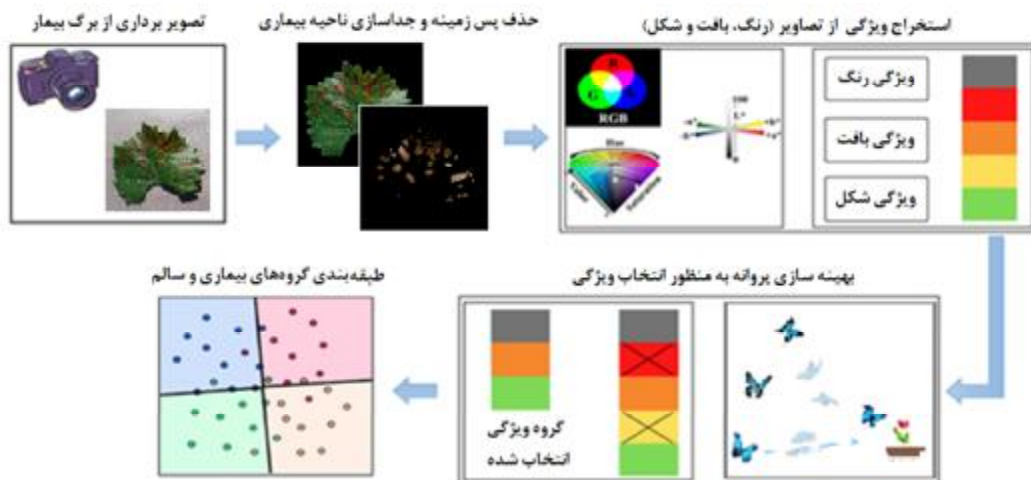
در این مطالعه یک مجموعه داده از تصاویر برگ‌های انگور شامل: (بیماری‌های پوسیدگی سیاه، اسکای و لکه برگی و برگ‌های سالم) توسط یک گوشی تلفن همراه Samsung Galaxy A32 مجهز به دوربین ۶۴ مگاپیکسلی تهیه و مورد تحلیل قرار گرفت. تصویربرداری از فاصله ۳۰ سانتی‌متری در شرایط نوری طبیعی و با پس زمینه خاکستری انجام گرفت. در تحقیقات مختلف برای تعمیم‌پذیری روش‌های تشخیص بیماری استفاده از پس‌زمینه خاکستری توصیه شده است. این روش تصویربرداری نه تنها برای کاربر ساده خواهد بود،

همچنین به متخصصان این امکان را خواهد داد تا با استفاده از آن به عنوان یک مرجع رنگی پس زمینه در مراحل بعدی پردازش تصاویر حذف پس زمینه از برگ را به آسانی انجام دهند (Javidan *et al.*, 2024a).

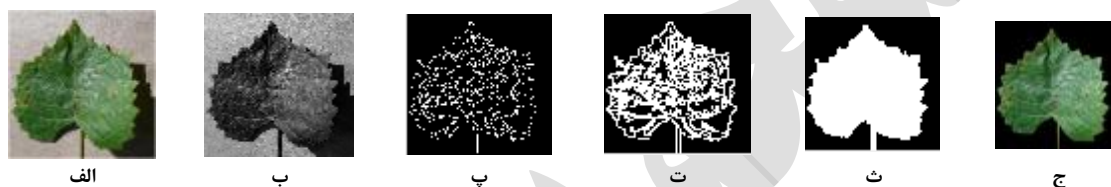
مجموعه داده به‌دست‌آمده شامل ۴۰۰ برگ گیاه انگور است که به ۴ طبقه ۱۰۰ عددی برای هر گروه دسته‌بندی شدند. پایگاه داده تصاویر به دو پایگاه داده آموزشی و پایگاه داده آزمون تقسیم شد. پایگاه داده آموزشی شامل ۸۰ درصد از پایگاه داده تصاویر یعنی ۳۲۰ تصویر و پایگاه داده آزمون شامل ۲۰ درصد باقی مانده از پایگاه داده تصویر یعنی ۸۰ تصویر است. چارچوب پیشنهادی بر روی سامانه عامل، ویندوز ۱۰ با پردازنده Intel@CoreTM i5-8130U @ 2.20 گیگاهرتز-۲/۲۱ گیگاهرتز، با ۸ گیگابایت RAM پیاده‌سازی شد. الگوریتم پیشنهادی به منظور تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های انگور با استفاده از نرم افزار MATLAB 2018 پیاده‌سازی شد.

تشخیص علائم بیماری

روش‌های مختلفی برای تقسیم تصاویر به مناطق مختلف وجود دارد. برخی از این روش‌ها مانند آستانه‌گذاری ساده بوده و برخی مانند روش تقسیم‌بندی تصویر در حوزه فرکانس پیشرفته‌تر هستند. از جمله روش‌های قابل اعتماد با رویکرد ساده برای آستانه‌گذاری، روش K -means و الگوریتم Otsu است. در این مطالعه از روش خوشه‌بندی خودکار K -means برای تعیین ناحیه هدف بیماری استفاده شد (Chen *et al.*, 2018). در این روش برای جداسازی خودکار بیماری از آستانه‌گذاری رنگ با توجه به پیکسل‌های رنگی ناحیه سالم برگ استفاده شد. بنابراین، خوشه‌ای که سبز است حذف شد. برای این منظور در تصاویر برگ، پیکسل‌هایی که رنگ قرمز در آن‌ها کمتر از مقادیر آبی و سبز است پوشش داده شد. بنابراین در بقیه تصویر فقط ناحیه بیمار برگ باقی می‌ماند. شکل ۲ و ۳ مراحل مختلف حذف پس زمینه و سایه‌ها و تشخیص ناحیه بیماری از برگ اصلی در این تحقیق را نشان می‌دهد.



شکل ۱- مراحل مختلف تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های برگ انگور توسط الگوریتم بهینه‌سازی پروانه



شکل ۲- حذف سایه بر اساس آستانه (الف) تصویر با سایه، (ب) استخراج طیف رنگ سبز از تصویر، (پ) تشخیص لبه، (ت) اتساع مورفولوژیکی برای اتصال لبه‌ها، (ث) پر کردن جاهای خالی در تصویر لبه، و (ج) تصویر نهایی.

تعداد تصاویر	نام و علائم بیماری‌ها	ناحیه بیماری تشخیص داده شده	بدون پس زمینه	تصویر اصلی
۱۰۰	پوسیدگی سیاه انگور: لکه‌های روی برگ‌ها به صورت ضایعات دایره‌ای کوچک قهوه‌ای مایل به قرمز ظاهر می‌شوند.			
۱۰۰	بیماری اسکای (زوال) انگور علائم را می‌توان روی برگ‌ها شناسایی کرد زیرا الگوی نوار ببری به خود می‌گیرند.			
۱۰۰	بیماری لکه برگی انگور ابتدا به صورت لکه‌های قرمز رنگ در سطح بالایی برگ ظاهر می‌شود. این لکه‌های دایره‌ای بزرگ می‌شوند و به رنگ قهوه‌ای مایل به قهوه‌ای روشن با حاشیه‌های مشخص و تیره تبدیل می‌شوند.			
۱۰۰	برگ سالم بدون علائم			

شکل ۳- مراحل مختلف حذف پس زمینه و تشخیص ناحیه بیماری از برگ اصلی در این پژوهش

استخراج ویژگی از تصاویر

ویژگی، تصویر بخشی از اطلاعات در مورد یک محتوا یا شی است که به شناسایی منحصر به فرد آن کمک می‌کند. یک برجسته طبقه مناسب برای شناسایی شی از طریق خصوصیات آن اختصاص داده می‌شود. استخراج ویژگی‌های محتوایی تصاویر یکی از عملیات مهم در پردازش تصویر است که در مقایسه تصاویر بر اساس محتوا مورد استفاده قرار می‌گیرد (Javidan *et al.*, 2024b).

عمدتاً از ویژگی‌هایی مانند شکل، بافت و رنگ تصاویر برگ گیاه برای تشخیص بیماری‌های گیاهی استفاده می‌شود. بر اساس این ویژگی‌ها، الگوریتم مناسب برای استخراج ویژگی باید به درستی اعمال شود. تعیین بهترین ویژگی در میان مجموعه‌ای از ویژگی‌ها و انتخاب یک روش استخراج خوب، وظایف چالش برانگیزی است. حقایق رایج در مورد فرآیند استخراج ویژگی در زیر ذکر شده است (Chen *et al.*, 2018).

ویژگی‌های بافت نمایان‌گر ویژگی‌های سطح جسم مانند یکنواختی، آنروپی، انرژي، وضوح، همبستگی و ... است. الگوهای بافت را می‌توان از طریق روش‌های الگوریتم الگوی دودویی محلی، فیلتر گابور و ماتریس هم‌رخداد تصاویر در دسترس قرار داد.

ویژگی‌های رنگ اساساً ویژگی‌های بصری یک شی را مشخص می‌کند. اجسام را از طریق مقادیر طول موج متفاوت نشان می‌دهد. هیستوگرام رنگ و ماتریس همزمانی رنگ مدل رنگ را در میانگین، چولگی و انحراف معیار تعریف می‌کنند.

ویژگی‌های شکل تصویر را بر اساس کانتور جسم نشان می‌دهد. این‌ها را می‌توان با جهت‌گیری، مساحت، خروج از مرکز و ... اندازه‌گیری کرد. ترکیبی از ویژگی‌های رنگ، بافت و شکل می‌تواند عملکرد سامانه طبقه‌بندی بیماری را افزایش دهد. گاهی اوقات، یک نوع ویژگی ممکن است برای تعریف درست شی کافی نباشد (Chen *et al.*, 2018).

در این مطالعه، پس از تقسیم بندی ناحیه بیماری‌ها، به معنای استخراج قسمت آسیب دیده برگ از تصویر ورودی، ویژگی‌هایی مانند رنگ، شکل و بافت استخراج شد. ویژگی‌های رنگ (میانگین، بیشینه، انحراف معیار، میانه) و ویژگی‌های بافتی از GLCM (وضوح، همبستگی، انرژي، همگنی، میانگین، انحراف معیار،

آنروپی، واریانس، صافی، کشیدگی و چولگی) در هر باند از سه فضای رنگی RGB، I^a*b و HSV، (۳۶ ویژگی رنگ و ۹۹ ویژگی بافت) و همچنین ۶ ویژگی شکل شامل: (مساحت، محیط، تعداد لکه‌ها، طول محور اصلی و فرعی نقاط و شاخص خروج از مرکز) از تصاویر استخراج شد.

انتخاب مهمترین ویژگی‌های استخراج شده از تصویر

پس از استخراج ویژگی‌های رنگ، بافت و شکل از تصاویر برگ‌ها در این مرحله از الگوریتم بهینه‌سازی پروانه برای انتخاب ویژگی‌های مؤثر در تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های انگور استفاده شد. الگوریتم بهینه‌سازی پروانه یک الگوریتم فراابتکاری الهام گرفته از طبیعت است که از رفتار جستجوی غذای پروانه‌ها الهام گرفته شده است و می‌تواند به طور مؤثر فضای ویژگی را برای زیر مجموعه ویژگی‌های بهینه یا نزدیک به بهینه کاوش کند و یک تابع تناسب مشخص را به حداقل برساند. همچنین توانایی دارد که تا حدی از رکود بهینه محلی جلوگیری کند. الگوریتم بهینه‌سازی پروانه به دلیل قابلیت خود به عنوان یک روش بهینه‌سازی برای مسائل بهینه‌سازی جهانی و اعمال آن در برنامه‌های مختلف، توجه محققان مختلف را به خود جلب کرده است. این الگوریتم عملکرد بهتری را در مقایسه با برخی دیگر از الگوریتم‌های بهینه‌سازی نشان می‌دهد (Arora & Singh, 2018).

روش‌های انتخاب ویژگی دو مرحله اصلی دارند: (۱) راهبرد جستجو و (۲) ارزیابی کیفیت زیر مجموعه. در مرحله اول، راهبرد جستجو از روشی برای انتخاب زیرمجموعه‌های ویژگی‌ها استفاده می‌کند. آخرین مرحله شامل استفاده از یک طبقه‌بند برای ارزیابی کیفیت زیر مجموعه‌های به دست آمده توسط راهبرد جستجو است. رویکردهای انتخاب ویژگی به دو دسته تقسیم می‌شوند: روش‌های مبتنی بر فیلتر و روش‌های مبتنی بر همپوشانی. روش‌های مبتنی بر فیلتر از روش‌های وابستگی داده‌های آماری برای یافتن زیرمجموعه‌های ویژگی‌ها استفاده می‌کنند. روش‌های مبتنی بر طبقه‌بندی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای جستجوی یک راه‌حل تقریباً بهینه از مجموعه‌ای نمایی از راه‌حل‌های امکان‌پذیر استفاده می‌کنند. روش‌های مبتنی بر فیلتر

$$F_i^{x+1} = (r^2 \times x_j^x - x_k^x) \times pf_i \quad (۴)$$

که در آن x_j^x و x_k^x پروانه‌های زام و کام در فضا هستند. g^* نشان می‌دهد که موقعیت پروانه، بهینه جهانی است. f_i شدت عطری است که از پروانه i منتشر می‌شود. اگر x_j^x و x_k^x متعلق به یک جمعیت باشند و r یک عدد تصادفی یکنواخت در $[0, 1]$ باشد، معادله (۳) به یک حرکت تصادفی محلی تبدیل می‌شود. یک احتمال جابجایی p برای جابجایی بین جستجوی رایج جهانی به جستجوی محلی استفاده می‌شود.

برای حل مشکل انتخاب ویژگی، نسخه جدیدی از الگوریتم بهینه‌ساز پروانه ارائه شده است که از یک تابع سیگموئید (S شکل) استفاده می‌کند که پروانه‌ها را مجبور می‌کند در یک فضای جستجوی دودویی حرکت کنند. این تابع سیگموئید در معادله (۵) نشان داده شده است (Mirjalili, & Lewis, 2013; Sadeghian *et al.*, 2021).

$$S(F_i^k(x)) = \frac{1}{1 + e^{-F_i^k(x)}} \quad (۵)$$

که در آن F_i^k عطر با ارزش پیوسته پروانه i در بعد k در تکرار x است.

سپس برای رسیدن به راه حل دودویی در مورد تابع سیگموئید یک آستانه تصادفی همان طور که در معادله (۶) ذکر شده اعمال می‌شود. تابع S ، شکل ورودی بی نهایت را به آرامی به یک خروجی محدود نگاشت می‌کند.

$$X_i^k(x+1) = \begin{cases} 0, \rightarrow \text{rand} < S(F_i^k(x)) \\ 1, \rightarrow \text{otherwise} \end{cases} \quad (۶)$$

جایی که X_i^k و F_i^k نشان دهنده موقعیت و عطر پروانه نام در تکرار t در بعد k است. به دلیل ماهیت دودویی مشکل انتخاب ویژگی، عوامل جستجو فقط به مقادیر دودویی ۰، ۱ محدود می‌شوند. بنابراین، هر راه حل در الگوریتم انتخاب ویژگی بهینه‌ساز پروانه به عنوان یک بردار تک بعدی مشخص می‌شود که در آن طول بردار به تعداد ویژگی‌ها بستگی دارد. هر سلول از بردار می‌تواند شامل ۱ یا ۰ باشد. مقدار ۱ نشان می‌دهد که ویژگی مربوطه انتخاب شده است در حالی که مقدار صفر نشان می‌دهد که ویژگی انتخاب نشده است.

همچنین، انتخاب ویژگی را می‌توان به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی چند هدفه در نظر گرفت. در الگوریتم انتخاب ویژگی بهینه‌ساز پروانه بهترین راه حل شامل

مستقل از طبقه‌بند و نسبتاً سریع هستند، اما ارتباط ابعاد مختلف را هنگام تصمیم‌گیری در مورد زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها منعکس نمی‌کنند. این روش‌ها از روش‌هایی مانند کسب اطلاعات استفاده می‌کنند (Urbanowicz *et al.*, 2018).

الگوریتم بهینه‌ساز پروانه^۱، یک الگوریتم فراابتکاری است که از رفتار جستجوی غذای پروانه‌ها الهام گرفته شده است. این الگوریتم به دلیل ظرفیت خود به عنوان یک روش بهینه‌سازی برای مسائل بهینه‌سازی جهانی و اعمال آن در برنامه‌های مختلف، توجه پژوهش‌گران مختلف را به خود جلب کرده است. الگوریتم بهینه‌ساز پروانه عملکرد بهتری را در مقایسه با برخی دیگر از الگوریتم‌های بهینه‌سازی نشان می‌دهد. این فراابتکاری مبتنی بر جمعیت، این توانایی را دارد که تا حدی از رکود بهینه محلی جلوگیری کند. همچنین توانایی همگرایی خوبی به سمت بهینه‌ها دارد (Javidan *et al.*, 2024a).

الگوریتم بهینه‌ساز پروانه از شبیه‌سازی یک پروانه برای تجزیه و تحلیل بوهای موجود در هوا برای یافتن منبع غذایی به دست می‌آید. هر پروانه عطر متفاوتی دارد. پروانه‌ها می‌توانند عطر سایر پروانه‌ها را در هوا استشمام کرده و تجزیه و تحلیل کنند تا جهت حرکت به موقعیت بهینه غیرمحلی را تعیین کنند. بیان غلظت عطر در معادله (۱) نشان داده شده است (Sadeghian *et al.*, 2021).

$$f_i = cI^a \quad (۱)$$

که در آن f_i غلظت عطر و c شکل ادراکی است. I شدت محرک است. a نشان دهنده شاخص قدرت شکل ادراک وابسته است. یک پروانه دارای یک بردار موقعیت است که می‌تواند در طول فرآیند بهینه‌سازی با استفاده از معادله به روز شود.

$$x_i^{x+1} = x_i^x + F_i^{x+1} \quad (۲)$$

که در آن x_i^x موقعیت پروانه i ام در تکرار t ام است. x_i^{x+1} موقعیت پروانه به روز شده است، دو مرحله کلیدی در الگوریتم بهینه‌ساز پروانه وجود دارد: مرحله جستجوی جهانی و مرحله جستجوی محلی. این حالت‌ها به صورت معادلات (۲) و (۳) به دست می‌آیند.

$$F_i^{x+1} = (r^2 \times g^* - x_i^x) \times pf_i \quad (۳)$$

سالم استفاده شد و یک ماتریس اغتشاش برای نتیجه ایجاد شد. در نهایت بهترین الگوریتم از نظر کارایی و دقت برای تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های انگور معرفی گردید.

ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی

ماتریس‌های اغتشاش برای ارزیابی موفقیت و کارایی سامانه‌های تشخیص بیماری استفاده شد. ماتریس اغتشاش خلاصه‌ای از نتایج پیش‌بینی در مورد یک مسئله طبقه‌بندی است. تعداد پیش‌بینی‌های صحیح و نادرست با مقادیر شمارش خلاصه شده و بر اساس هر طبقه تجزیه می‌شوند. در این تحقیق از دقت برای ارزیابی عملکرد مدل طبقه‌بندی بیماری‌ها استفاده شده است. دقت یک روش ارزیابی بر روی داده‌های آزمون، درصد مشاهدات مجموعه آزمون است که به درستی توسط مدل مورد استفاده طبقه‌بندی شده است. معادله (۸) دقت طبقه‌بندی را نشان می‌دهد.

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (8)$$

که در آن:

TP: مجموعه داده‌هایی که توسط مدل به درستی، طبقه مثبت پیش‌بینی شد.

TN: مجموعه داده‌هایی که توسط مدل به درستی، طبقه منفی پیش‌بینی شد.

FP: مجموعه داده‌هایی که توسط مدل به اشتباه، طبقه مثبت پیش‌بینی شد.

FN: مجموعه داده‌هایی که توسط مدل به اشتباه، طبقه منفی پیش‌بینی شد.

نتایج و بحث

نتایج انتخاب مهمترین ویژگی‌های استخراج شده از تصویر

پس از جداسازی ناحیه بیماری‌ها، به معنای استخراج قسمت آسیب دیده برگ از تصویر ورودی، ویژگی‌هایی مانند رنگ، شکل و بافت استخراج شد. مهم‌ترین و تأثیرگذارترین ویژگی‌های انتخاب شده توسط الگوریتم بهینه‌ساز پروانه به صورت جداگانه برای ویژگی‌های رنگ، بافت و شکل در جدول ۱ نشان داده شده است. بر اساس نتایج به دست آمده در جدول، با توجه به ویژگی‌های

حداقل تعداد ویژگی با بالاترین دقت طبقه‌بندی است. بنابراین تابع تناسب (Fitness) این روش به صورت معادله (۷) به دست خواهد آمد.

$$Fitness = ag_R(D) + b \frac{|R|}{|N|} \quad (7)$$

که در آن $\gamma_R(D)$ میزان خطای طبقه‌بندی کننده است، $|R|$ نشان دهنده اصلی بودن زیر مجموعه ویژگی انتخاب شده، $|N|$ نشان‌دهنده تعداد کل ویژگی‌ها در مجموعه داده اصلی است، α و β دو عامل مربوط به اهمیت کیفیت طبقه‌بندی و طول زیر مجموعه هستند. این تابع تناسب در همه الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای ارزیابی راه‌حل‌ها با ایجاد تعادل بین دقت طبقه‌بندی و تعداد ویژگی‌های انتخابی استفاده می‌شود (Mirjalili, & Lewis, 2013; Sadeghian et al., 2021).

طبقه‌بندی بیماری‌های برگ انگور توسط ماشین بردار پشتیبان

رویکردهای مختلف یادگیری ماشین، به عنوان مثال، روش‌های مبتنی بر نورون و مبتنی بر هسته، به پیش‌بینی و طبقه‌بندی تصاویر بیماری‌های مختلف گیاهان پرداخته است. ماشین بردار پشتیبان^۱ یک الگوریتم یادگیری ماشین با ناظر است که نمونه داده‌هایی را که به صورت نقاطی در فضا نشان داده شده است، با استفاده از یک خط یا ابر صفحه^۲، از هم جدا می‌کند. این جداسازی به گونه‌ای است که نقاط داده‌ای که در یک طرف خط هستند مشابه هم و در یک گروه قرار می‌گیرند. نمونه‌داده‌های جدید هم بعد از اضافه شدن به همان فضا در یکی از دسته‌های موجود قرار خواهند گرفت (Thaiyalnayaki & Josephet, 2021). طبقه‌بندی در ماشین بردار پشتیبان خطی برای آموزش بسیار سریع‌تر از طبقه‌بندی غیرخطی است، بنابراین عملکرد می‌تواند تا حد زیادی بهبود یابد. اگر داده‌ها از قبل دارای ویژگی‌های زیادی باشند، یا به صورت خطی قابل تفکیک هستند، بیشتر اوقات دلیلی برای استفاده از توابع غیرخطی وجود ندارد (Javidan et al., 2023). بنابراین در این مطالعه از توابع خطی برای تشخیص و طبقه‌بندی برگ‌های بیمار و

رنگ، بافت و شکل به صورت مجزا و نیز به صورت گروهی از ویژگی‌ها با یکدیگر معرفی شد. جدول ۲، تفکیکی از رتبه‌بندی ویژگی‌های رنگ، بافت و شکل را برای هر گروه و نیز ترکیب ۱۵ ویژگی برتر را با درصد طبقه‌بندی ۹۵/۹۹ درصد نشان می‌دهد. همانطور که دیده می‌شود مشارکت ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی نزدیک به یکدیگر است اما ویژگی بافت تأثیر بیش‌تری برای طبقه‌بندی دارد.

رنگ، چهار ویژگی از فضای رنگی I^*a^*b استخراج شد. برای ویژگی‌های بافت، چهار ویژگی از فضای رنگی RGB استخراج شد. برای ویژگی‌های شکل، عوامل هندسی اصلی استخراج شده مانند محیط و مساحت ناحیه بیمار و درجه دایره‌ای بودن بیماری‌ها و تعداد لکه‌ها در انواع مختلف بیماری‌ها بیش‌ترین تأثیر را در دقت طبقه‌بندی داشتند. بنابراین ۱۵ ویژگی مهم برای تشخیص گروه‌های بیماری برگ گیاه انگور در گروه‌های مختلف ویژگی‌های

جدول ۲- مهم‌ترین/مؤثرترین ویژگی‌های رنگ، بافت و شکل

ردیف	۱	۲	۳	۴	۵	%دقت
ویژگی رنگ	(G) (RGB) میانه	(B) (RGB) n میانه	(b) (I^*a^*b) بیشینه	(G) (RGB) میانگین	(B) (RGB) میانگین	۷۰/۴۵
ویژگی بافت	(I) (I^*a^*b) انرژی	(b) (I^*a^*b) انتروپی	(I) (I^*a^*b) میانگین	(H) (HSV) میانگین	(B) (RGB) انحراف معیار	۸۲/۵۰
ویژگی شکل	مساحت	Perimeter	طول محور اصلی	طول محور فرعی	تعداد اهداف	۷۰
۵ ویژگی برتر در مجموع ویژگی‌های رنگ، بافت و شکل	(I) (I^*a^*b) انرژی	(b) (I^*a^*b) انتروپی	(B) (RGB) میانه	(R) (RGB) انرژی	(H) (HSV) میانگین	۹۵/۹۹

نتایج طبقه‌بندی بیماری‌ها

نتایج طبقه‌بندی به عنوان یک ماتریس اغتشاش برای داده‌های آزمون در جدول ۳ نشان داده شده است. اعداد برای پوسیدگی سیاه، اسکای (زوال) و لکه برگی، به ترتیب ۱، ۲ و ۳ بود که در آن ۴ به برگ‌های سالم اختصاص داده شد. هم‌چنین بر اساس ماتریس اغتشاش، نرخ منفی کاذب (FN)، نرخ مثبت کاذب (FP)، نرخ مثبت واقعی (TP) و نرخ منفی واقعی (TN) در جدول ۴ نشان داده شده است. بر اساس نتایج ماتریس اغتشاش، تشخیص سه بیماری پوسیدگی سیاه، اسکای (زوال) و بیماری لکه برگی، با علائم تقریباً مشابه یکدیگر (لکه‌های قهوه‌ای و دایره‌ای) به خوبی انجام شده است. نتایج دقت تشخیص برای این سه گروه ۱۰۰ درصد است، نتایج برای بیماری لکه برگی با علائم صورت لکه‌های قرمز رنگ در سطح بالایی برگ یک طبقه‌بندی نادرست با طبقه برگ سالم نشان داد و نتایج برای دقت طبقه‌بندی طبقه برگ سالم ۹۵ درصد بود. هم‌چنین صحت طبقه‌بندی برای سه گروه بیماری و یک گروه برگ سالم ۹۸/۷۵ درصد به دست آمد. هم‌چنین جدول ۵ نتایج سایر روش‌های طبقه‌بندی یادگیری ماشین از جمله درخت تصمیم،

جنگل تصادفی و نیز k نزدیک‌ترین همسایگی را به ترتیب با دقت ۸۲/۱۵، ۹۱/۶۳ و ۸۸/۲۹ درصد نشان می‌دهد. آنچه که از نتایج بر می‌آیند نشان دهنده آن است که طبقه‌بندی با روش پیشنهادی که ترکیبی از الگوریتم بهینه‌سازی پروانه و ماشین بردار پشتیبان است درصد قابل قبول‌تری برای دقت در تشخیص بیماری را نشان می‌دهد. سایر روش‌ها مانند جنگل تصادفی که خود ترکیبی از جنگل تصادفی است از دقت پایین‌تری برخوردارند. در تحقیق حاضر اگرچه علائم بیماری‌ها روی برگ‌ها بسیار شبیه به یکدیگر است، اما طبقه‌بندی نتایج قابل قبولی را نسبت به سایر تحقیقات نشان می‌دهد. آن‌ها با روش‌های مختلفی یادگیری ماشین و یادگیری عمیق به بررسی این بیماری‌ها پرداخته‌اند و نتایج متفاوتی را بیان کردند. به عنوان مثال پژوهشی دقت طبقه‌بندی دو بیماری Downy و Powdery را ۸۸/۸۹ درصد بیان کردند. این در حالی بود که آنها مهم‌ترین ویژگی‌ها را بیان نکرده و تنها از دو بیماری در روش پیشنهادی استفاده کرده بودند (Padol et al., 2016). هم‌چنین تحقیقات دیگری انجام گرفت که در آن سه بیماری مشابه تحقیق حاضر مورد بررسی قرار گرفته شد.

مهم توجه داشت که در مسائل داده‌کاوی محققان بیشتر به داده‌هایی توجه دارند که قابل رویت و بررسی بوده و بتوانند در آینده نیز برای طراحی و ساخت سامانه‌های ارزان قیمت و قابل دسترس عموم بوده و این توانایی را داشته باشد که برای سایر بیماری‌های گیاهی قابل تعمیم باشند. بنابراین استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در چنین مسائلی بیشتر پیشنهاد می‌شود. همچنین نکته قابل توجه در یادگیری عمیق نیاز به داده‌های زیاد است که هزینه‌بر و نیاز به متخصصان در مرحله اولیه داده‌برداری و به مراتب آن هزینه‌های زیاد برای محققان را به همراه خواهد داشت. ضعف در وجود داده‌های کم‌تر را می‌توان با استفاده از طبقه‌بندی در یادگیری ماشین برطرف نمود، اما شرط دقت طبقه‌بندی بالا استخراج ویژگی‌هایی است که دقت طبقه‌بندی را نیز افزایش می‌دهد (Padol & Yadav., 2016). نتایج مقایسه با تحقیقاتی که از یادگیری ماشین استفاده کرده‌اند نشان می‌دهد که استفاده از گروه‌های مختلف ویژگی تأثیر زیادی در دقت طبقه‌بندی دارد (Padol & Yadav., 2016; Javidan et al., 2023). در تحقیق حاضر نشان داده شد که می‌توان به منظور تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های شایع گیاه انگور از الگوریتمی استفاده نمود که تشخیص ناحیه بیماری را توسط پردازش تصاویر رنگی انجام داد. علاوه بر آن ویژگی‌هایی به محققان معرفی گردید که در توانایی تشخیص با دقت بالا در طبقه‌بندی بیماری‌ها با علائم تقریباً یکسان در برگ گیاه انگور بیش‌ترین تأثیر را دارا هستند. همچنین نتایج به دست آمده به وسیله یک الگوریتم بهینه‌ساز پروانه به عنوان انتخاب کننده ویژگی‌ها نشان داد که گروه‌های ویژگی مختلف از جمله بافت، رنگ در فضاها، مختلف رنگی و شکل اهمیت تقریباً یکسانی در طبقه‌بندی دارند. بنابراین حذف و یا نادیده گرفتن هر یک از گروه‌های ویژگی، عملکرد الگوریتم طبقه‌بندی بیماری را کاهش خواهد داد. از سوی دیگر عدم تشخیص بیماری بدون علائم ظاهری و در روزهای ابتدایی (دو یا سه روز پس از ابتلا به بیماری) یکی از نواقص کار با دوربین‌های رنگی در محدوده طیف قابل رویت است که پیشنهاد می‌شود توسط سایر محققان در تحقیقات آتی مورد بررسی قرار گیرد. در این رابطه این موضوع باید مد نظر گرفته شود که استفاده از دوربین‌های فراطیفی هزینه‌بر بوده و نیاز به متخصصان تحلیل تصاویر

نتایج دقت طبقه‌بندی با روش‌های ماشین بردار پشتیبان، شبکه‌های کانولوشنی و الگوریتم DR-IACNN به ترتیب ۹۳، ۹۱/۶۳ و ۸۸/۲۹ درصد بود (Jaisakthi et al., 2019; Liu et al., 2020; Xie et al., 2020). این بیماری‌ها در تحقیقی دیگر نیز مورد بررسی قرار گرفت. نتایج برای سه الگوریتم یادگیری عمیق شامل AlexNet، GoogLeNet و ResNet-18 به ترتیب ۹۵/۶۵، ۹۲/۲۹ و ۸۹/۴۹ درصد بیان شد (Javidan et al., 2023).

آنچه در مقایسه با تحقیقات انجام شده توسط سایر محققان بیشتر به چشم می‌آید، تفاوت در دقت طبقه‌بندی، تعداد ویژگی‌های استخراج شده، روش طبقه‌بندی و تعداد داده‌های موجود در تشخیص بیماری‌هاست که از مهم‌ترین مواردی است که طبقه‌بندی را متفاوت کرده است (Padol & Yadav, 2016). مهم‌ترین چالشی که در تحقیقات گذشته وجود دارد عدم وجود تصاویر زیاد به منظور استفاده در روش‌های مختلف یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی کانولوشنی است که عملکرد طبقه‌بندها را تضعیف می‌نماید. هر چند که این مشکل توسط روش‌های افزایش داده‌ها به نوعی حل شده است، اما زمان پردازش داده‌ها زیاد بود و هم‌چنین انتخاب بهترین روش از یاد داده‌ها توسط افراد غیر متخصص دشوار است (Liu et al., 2020; Xie et al., 2020).

در رابطه با روش‌های یادگیری عمیق نکته قابل تأمل این است که این روش‌ها به روش‌های Black Box^۱ معروفند. این بدان معناست که ویژگی‌های استخراج شده درون شبکه‌ای قابل تحلیل نبوده و در اکثر موارد توسط افرادی که میزان زیادی اطلاعات از چگونگی رفتار در طبقه‌بندها را ندارد قابل تحلیل و بررسی نیست (Javidan et al., 2023). در چنین مواردی استفاده از یادگیری ماشین و استخراج درست و مؤثر ویژگی‌های اصلی مانند بافت، رنگ و شکل از تصاویر برگ‌های بیمار می‌تواند رویکردی مؤثرتر باشد (Jaisakthi et al., 2019). هر چند نتایج به دست آمده در روش‌های مختلف هوش مصنوعی از جمله یادگیری عمیق در بعضی موارد یکسان و حتی بالاتر است و از نظر کاربران عادی اهمیتی در نتیجه نهایی ندارد، اما در بسیاری موارد نیاز اصلی تحقیق کاهش زمان به دست آمدن نتایج بوده و همچنین باید به این نکته

خواهد داشت. همچنین استفاده از این گونه فناوری‌ها برای عموم کشاورزان دشوار است. همچنین پیشنهاد می‌شود به منظور گسترش الگوریتم پیشنهاد شده در تحقیقات آتی تعداد بیماری‌ها را برای گیاه انگور و یا سایر گیاهان دیگر افزایش داده شود.

جدول ۳- نتایج ماتریس اغتشاش برای طبقه‌بندی بیماری‌های برگ گیاه انگور

گروه برگ‌ها	پوسیدگی سیاه	اسکای (زوال)	لکه برگی	برگ سالم
پوسیدگی سیاه	۲۰	۰	۰	۰
اسکای (زوال)	۰	۲۰	۰	۰
لکه برگی	۰	۰	۱۹	۱
برگ سالم	۰	۰	۰	۲۰

طبقه پیش بینی شده

جدول ۴- نتایج عامل‌های ماتریس اغتشاش

طبقه	پوسیدگی سیاه	اسکای (زوال)	لکه برگی	سالم
نرخ منفی واقعی TN	۲۰	۲۰	۱۹	۲۰
نرخ مثبت کاذب FP	۰	۰	۰	۱
نرخ منفی کاذب FN	۰	۰	۱	۰
نرخ منفی واقعی TN	۶۰	۶۰	۶۰	۵۹
دقت	۱	۱	۱	۰/۹۵۲۳
حسابت	۱	۱	۰/۹۵	۱
ویژگی	۱	۱	۱	۰/۹۸۳۳
صحت	۰/۹۸۷۵	۰/۹۸۷۵	۰/۹۸۷۵	۰/۹۸۷۵
امتیاز F1	۱	۱	۰/۹۷۴۳	۰/۹۷۵۶

جدول ۵- نتایج سایر روش‌های طبقه‌بندی‌های یادگیری ماشین

k نزدیکترین همسایگی k -NN	جنگل تصادفی	درخت تصمیم	طبقه‌بند
۸۸/۲۹	۹۱/۶۳	۸۲/۱۵	دقت طبقه‌بندی %

نتیجه‌گیری

تشخیص بیماری و تعیین ویژگی‌های مهم استخراج شده از تصاویر جمع‌آوری شده برای تشخیص بیماری باید مقایسه و بحث شود. در این مطالعه الگوریتم جدیدی بر اساس انتخاب مهم‌ترین و مؤثرترین ویژگی‌ها برای شناسایی و طبقه‌بندی بیماری‌های گیاه انگور پیشنهاد شد. برای این منظور ترکیبی از روش انتخاب ویژگی الگوریتم بهینه‌سازی پروانه و طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان برای تشخیص بیماری‌های برگ گیاه انگور با علائم مشابه ارائه شد. برای این منظور ۳۶ ویژگی رنگی، ۹۹ ویژگی بافت در سه فضای رنگی RGB، HSV و L^*a^*b و نیز ۶ ویژگی شکل از تصاویر سه گروه بیماری برگ گیاه انگور به نام‌های پوسیدگی سیاه، اسکای (زوال) و لکه برگی و همچنین گروه برگ سالم استخراج شد.

امروزه روش‌های پردازش تصویر، راه حل‌های نوظهوری برای تشخیص و طبقه‌بندی هوشمند بیماری‌های گیاهی ارائه داده است. اگرچه روش‌های زیستی - شیمیایی در سطح مولکولی می‌توانند بیماری‌های گیاهی را به طور دقیق تشخیص دهند، اما بسیار زمان‌بر هستند. هنگام ارزیابی روش‌های طبقه‌بندی بیماری، نوع و تعداد بیماری‌هایی که می‌توان تشخیص داد و توانایی تشخیص بیماری‌هایی با علائم مشابه باید در نظر گرفته شود. از آنجایی که هدف یک الگوریتم تشخیص بیماری، شناسایی الگویی برای دستیابی به بالاترین نرخ طبقه‌بندی ممکن برای تشخیص بیماری است، عواملی مانند دقت تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌ها، کوتاه‌ترین زمان ممکن برای

- Javidan, S. M., Ampatzidis, Y., Vakilian, K. A., & Mohammadzamani, D. (2024b). A Novel Approach for Automated Strawberry Fruit Varieties Classification Using Image Processing and Machine Learning. In 2024 10th International Conference on Artificial Intelligence and Robotics (QICAR). 2024 10th International Conference on Artificial Intelligence and Robotics (QICAR). IEEE.
- Javidan, S. M., Banakar, A., Vakilian, K. A., & Ampatzidis, Y. (2022, December). A feature selection method using slime mould optimization algorithm in order to diagnose plant leaf diseases. In 2022 8th Iranian Conference on Signal Processing and Intelligent Systems (ICSPIS). Sep 10-12. IEEE.
- Javidan, S. M., Banakar, A., Vakilian, K. A., & Ampatzidis, Y. (2023). Diagnosis of grape leaf diseases using automatic K-means clustering and machine learning. In *Smart Agricultural Technology*. 3(3): 100081-100110. Elsevier BV.
- Javidan, S. M., Banakar, A., Vakilian, K. A., Ampatzidis, Y., & Rahnama, K. (2024a). Diagnosing the spores of tomato fungal diseases using microscopic image processing and machine learning. In *Multimedia Tools and Applications*. Springer Science and Business Media LLC. 83(5): 20-43.
- Kumar, S., Sharma, B., Sharma, V. K., Sharma, H., & Bansal, J. C. (2020). Plant leaf disease identification using exponential spider monkey optimization. *Sustainable computing: Informatics and systems*. 28(3): 100283-100294.
- Liu B., Tan C., Li S., He J., Wang H. (2020). A data augmentation method based on generative adversarial networks for grape leaf disease identification. April 17-20. IEEE.
- Mirjalili, S., & Lewis, A. (2013). S-shaped versus V-shaped transfer functions for binary Particle Swarm Optimization. In *Swarm and Evolutionary Computation*. 9(3): 1-14.
- Mohamadzamani, D., Sajadian, S., & Javidan, S. M. (2020). DDetection of Callosobruchus maculatus F. with image processing and artificial neural network. *Applied Entomology and Phytopathology*, 88(1): 103-112. (in Persian).
- Mohammadzamani, D., Javidan, S. M., Zand, M., & Rasouli, M. (2023). Detection of Cucumber Fruit on Plant Image Using Artificial Neural Network. *Journal of Agricultural Machinery*, 13(1): 18-29.
- Padol P. B., & Yadav A. A. (2016). SVM classifier based grape leaf disease پس از استخراج ویژگی، توسط الگوریتم بهینه‌سازی پروانه بهترین و مؤثرترین ویژگی برای هر سه گروه ویژگی: رنگ، بافت و شکل انتخاب شد. سپس طبقه‌بندی به کمک ماشین بردار پشتیبان انجام شد. نتایج صحت طبقه‌بندی برای بیماری‌های پوسیدگی سیاه، اسکای (زوال) و لکه برگ و برگ سالم به ترتیب ۱۰۰، ۱۰۰، ۱۰۰ و ۹۵ درصد و دقت طبقه‌بندی برای تشخیص کل گروه‌های بیمار و سالم ۹۸/۷۵ درصد به دست آمد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که طبقه‌بندی بیماری توسط الگوریتم پیشنهادی از دقت بالایی برخوردار بوده و قابلیت استفاده به عنوان یک روش کمکی برای آسیب‌شناسان گیاهی را دارد.
- Abdulridha, J., Ampatzidis, Y., Kakarla, S. C., & Roberts, P. (2019). Detection of target spot and bacterial spot diseases in tomato using UAV-based and benchtop-based hyperspectral imaging techniques. In *Precision Agriculture*. Springer Science and Business Media LLC., 21(5): 955-978.
- Arora, S., & Singh, S. (2018). Butterfly optimization algorithm: a novel approach for global optimization. In *Soft Computing*. Springer Science and Business Media LLC., 23(3): 715-734.
- Asefpour Vakilian, K., & Massah, J. (2017). A farmer-assistant robot for nitrogen fertilizing management of greenhouse crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, 139(9): 153-163.
- Barbedo, J. G. A. (2018). Factors influencing the use of deep learning for plant disease recognition. *Biosystems Engineering*, 172(6): 84-91.
- Chen, J., Zheng, H., Lin, X., Wu, Y., & Su, M. (2018). A novel image segmentation method based on fast density clustering algorithm. In *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 73(10): 92-110.
- Cristin, R., Kumar, B. S., Priya, C., & Karthick, K. (2020). Deep neural network-based Rider-Cuckoo Search Algorithm for plant disease detection. *Artificial intelligence review*, 53(8): 4993-5018.
- Jaisakthi S. M., Mirunalini P., Thenmozhi D. (2019). Grape leaf disease identification using machine learning techniques, in *Proceedings of the 2019 International Conference on Computational Intelligence in Data Science (ICCIDS)*, 60-68. Chennai.

منابع

- detection,” in *Proceedings of the 2016 Conference on Advances in Signal Processing (CASP)*, April 12-15. Lisbon, Roostaei, P., Rasouli, M., & Babaei, A. (2015). Study of Compatibility and the Effect of Pollen of Some Grape Cultivars on Fruit set and Quantitative and Qualitative Characters of Fruit, cv. Rish Baba Sefid. *Plant Production Technology*. 7(1): 193-210. (in Persian).
- Sadeghian, Z., Akbari, E., & Nematzadeh, H. (2021). A hybrid feature selection method based on information theory and binary butterfly optimization algorithm. In *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 97(5): 104079-104084.
- Thaiyalnayaki, K., & Joseph, C. (2021). Classification of plant disease using SVM and deep learning. In *Materials Today: Proceedings*. 47(6): 468-470.
- Urbanowicz, R. J., Meeker, M., La Cava, W., Olson, R. S., & Moore, J. H. (2018). Relief-based feature selection: Introduction and review. In *Journal of Biomedical Informatics*. 85(3): 189-203.
- Xie X., Ma Y., Liu B., He J., Li S., & Wang H. (2020). A deep-learning-based real-time detector for grape leaf diseases using improved convolutional neural networks. *Front. Plant Sci*. 11(2): 751-766.

Research paper

A new approach to diagnosing three grape plant diseases (*Black Rot, Black Measles, and Leaf Bligh*) based on color image processing and machine learning

M. Najafabadiha¹, D. Mohammadzamani^{2*} and M. Gholami Pareshkoochi³

Abstract

Disease management in grapevine has become one of the basic issues farmers face. Diseases can greatly affect the performance and life of this plant. With increasing environmental pressures and climate changes, the need for new and smart methods of managing diseases and pests has become inevitable. This research aims to diagnose and classify grape plant leaf diseases named Black Rot, Black Measles, and Leaf Blight. After removing the background from the images of the leaves and extracting the features of texture, color, and shape from the images, a combination of support vector machine classifier and butterfly optimization algorithm was used to select the most important features in the diagnosis of grape plant leaf disease. The precision results for black rot, Black Measles, and Leaf Blight diseases and healthy leaves were 100, 100, 100, and 95%, respectively, and the classification accuracy for diagnosing the diseases and healthy group was 98.75%. Also, 15 texture, color, and shape characteristics were introduced to plant pathology and data science researchers with the help of a butterfly optimization feature selection algorithm. The classification results showed that image processing and machine learning are highly able to diagnose and classify plant diseases.

Keywords: Feature Selection, Feature Extraction, Grape Diseases, Diagnosis and Classification, Artificial Intelligence.

Citation: Najafabadiha M. Mohammadzamani D. Gholami Pareshkoochi M. 2024. A new approach to diagnose diagnosing three grape plant diseases (Black Rot, Black Measles, and Leaf Bligh) based on color image processing and machine learning. Journal of Researches in Mechanics of Agricultural Machinery. 32: ??-??. <https://dx.doi.org/10.22034/JRMAM.2024.14711.698>

1- Ph.D., Student, Department of agricultural mechanization, Takestan Branch, Islamic Azad University, Takestan, Iran.

2- Associate Professor, Department of agricultural mechanization, Takestan Branch, Islamic Azad University, Takestan, Iran.

3- Associate Professor, Department of Mechanical Engineering, Shahr-e-Qods Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

* Corresponding Author: dr.dmzamani@gmail.com

Received: 2024/03/02

Accepted: 2024/05/07

<https://dx.doi.org/10.22034/JRMAM.2024.14711.698>