J. Agric. Mech., 10 (3):43-56 (2025)

Journal of
Agricultural Mechanization

Online ISSN: 2717-4107
Journal homepage: https://jam.tabrizu.ac.ir/?lang=en

Original Article

Application of Machine Vision Method in Diagnosing Strawberry Diseases with YOLO 11

Nashmil Farhadi [1], Rahman Farrokhi Teimourlou [1]*

1- Department of Mechanics Engineering of Biosystems, Faculty of Agriculture, Urmia University, Urmia, Iran

ARTICLE INFO

***Keywords*:**
Deep learning,
Image processing,
Object detection,
Optimization,
Smart agriculture

Received:
June 27, 2025

Revised:
October 06, 2025

Accepted:
October 06, 2025

*** Corresponding Author:**
r.farrokhi@urmia.ac.ir

ABSTRACT

Introduction

Strawberries are one of the most important and valuable garden crops, widely supplied to global agro-markets, as well as food and pharmaceutical industries, due to their high nutritional and economic value, antioxidant compounds, and favorable taste. However, strawberry production is often accompanied by challenges, one of the most important of which is prevalence of plant diseases. Diseases of fungal or bacterial origin typically cause damage to the crop growth, which may reduce the yield, and in some cases, lead to the complete harvest failure and significant financial losses. Timely and accurate identification of these diseases plays a crucial role in effective farm management. Traditional methods, such as visual inspection, require considerable expertise, are time-consuming, prone to errors, and often yield suboptimal results. In recent years, advancements in technologies related to artificial intelligence and machine learning, particularly in machine vision models, have made it possible to automatically identify plant diseases with higher speed and accuracy. In this study, the YOLO algorithm, one of the most widely used and advanced methods in digital object recognition, was employed to identify various strawberry diseases, including angular leaf spots, anthracnose, gray mold, and powdery mildew. To improve the accuracy of the model, modifications were made to the network architecture and training process. In addition to high accuracy and appropriate speed, this method may reduce the costs related to monitoring and managing strawberry farms. The results obtained from this study demonstrate that the YOLO algorithm can be effectively utilized in smart agriculture, in conjunction with specific equipment and tools such as drones and image sensors, to control diseases and enhance production. This research represents a practical step toward utilizing modern technologies to manage plant diseases and enhance agricultural productivity.

Materials and Methods

The dataset used consisted of 2902 images of strawberry leaves and fruits collected from the Roboflow database. The whole dataset was divided into three distinct portions: training (70%), validation (20%), and test (10%). All images were set to 640×640 pixels, and the labeling process was performed according to YOLO standards. Eight disease classes, including angular leaf spot, anthracnose rot, blossom blight, gray mold, healthy leaves and fruits, leaf spot, powdery mildew on fruits, and powdery mildew on leaves, were included in the dataset. The YOLO11-Large (YOLO11L) model was trained using pre-trained weights and an object detection task. The Optuna algorithm was used to optimize the hyperparameters. The training process consisted of 200 epochs, utilizing an early stopping mechanism to prevent overfitting. The training batch size was set to 4, and other settings, such as data augmentation, including random rotation, scaling, horizontal and vertical inversion, random cropping, and image blending, were also applied. Finally, a deep learning model based on YOLO11L was used to identify and classify strawberry plant diseases. The final model is consists of 190 layers and approximately 790,000 trainable parameters, which are distributed among three main parts of the network: about 480,000 parameters in the backbone (feature extraction),

How to cite:
Farhadi, N. and Farrokhi Teimourlou, R. (2025). *Application of Machine Vision Method in Diagnosing Strawberry Diseases with YOLO 11.* Journal of Agricultural Mechanization, 10 (3):43-56. https://doi.org/10.22034/jam.2025.67883.1328.

285,000 in the neck (feature aggregation), and 25,000 in the head (detection output). The model's total computational complexity is approximately 6.86 GFLOPs. The processing speed of the model was measured to be 0.5 ms for preprocessing, 23.6 ms for inference, and 2.3 ms for postprocessing per image.

Results and Discussion

The results show that the evaluation accuracy of the model is the best in case of blossom blight class, where a precision of 0.951 and a full recall of 1.000 were obtained. This indicates the ability of the model to identify this disease without any omission errors. Additionally, the mAP@50 and mAP@50-95 values for this class are 0.995 and 0.882, respectively, which confirm the model's accuracy at all Intersection over union (IoU) thresholds. The angular leaf spot class also demonstrated good performance, falling just short of balance between precision (0.905) and recall (0.904). Additionally, the mAP@50 and mAP@50-95 values for this class are 0.927 and 0.760, respectively, indicating the practical identification of this disease at various levels of overlap. The leaf spot class with the highest number of samples (223) also exhibits strong performance, with a precision of 0.907, recall of 0.914, and mAP@50 of 0.943, confirming that the model has experienced improved learning and generalization with increasing data volume. On the other hand, some classes, such as anthracnose and gray mold, suffer from an imbalance in precision and recall. In the anthracnose class, the high precision (0.952) indicates the ability of the model to avoid type I errors, but the lower recall (0.800) indicates the possibility of undetected samples. Similarly, in the gray mold class, the precision is 0.897, and the recall is 0.812, indicating some challenges in extracting the unique features of this disease. The lower value of mAP@50-95 in this class (0.628) indicates that the model suffers from performance degradation at different levels of spatial accuracy. In the healthy class, the model has a perfect recall (0.942), indicating that almost all healthy samples are correctly identified. However, the lower precision in this class (0.799) suggests that some diseased samples are falsely diagnosed as healthy, which can be risky in real applications, especially in prevention processes. Finally, the fruit and leaf powdery mildew classes have the weakest performance among all available classes. The precision of 0.816 and recall of 0.725 for the fruit powdery mildew class indicate a serious challenge for the model in accurately diagnosing this disease. In particular, the mAP@50-95 value of 0.689 also highlights that the model lacks the necessary stability across different detection scales. Possible reasons for this poor performance may include the lack of data in the relevant classes, the apparent similarity with other classes, e.g., leaf powdery mildew and leaf spot, and the insufficient visual diversity in the dataset.

Conclusion

This study led to the development of an advanced strawberry disease detection system based on an updated YOLO11L architecture, which achieved an average precision of 90.9% in the mAP@50 benchmark. The proposed model performed very well in identifying diseases with distinct visual symptoms, such as blossom blight (99.5% precision) and leaf spot (94.3% precision). However, a relative decrease in accuracy was observed when classifying diseases with similar visual symptoms, such as fruit powdery mildew (82.7% precision) and gray mold (89.1% precision). This was mainly due to two key factors: (1) insufficient training data for recent, classes and (2) high overlap in visual patterns between them. From an applied perspective, the presented model has significant potential in improving plant disease management solutions, through applications such as intelligent monitoring of farms and greenhouses, integration with unmanned aerial systems for large-scale surveillance, and reducing untargeted pesticide use through accurate and situational disease detection.

نشریه
مکانیزاسیون کشاورزی
شاپا الکترونیکی: 2717-4107
درگاه نشریه: https://jam.tabrizu.ac.ir

مقاله پژوهشی

کاربرد روش بینایی ماشین در تشخیص بیماری‌های توت‌فرنگی با YOLO 11

نشمیل فرهادی [۱]، رحمان فرخی تیمورلو [۱*]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۴/۰۶ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۷/۱۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۷/۱۴

۱- گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران.
* نویسنده مسئول E-mail: r.farrokhi@urmia.ac.ir

چکیده

تشخیص به‌موقع بیماری‌های گیاهی در محصولات کشاورزی، نقش حیاتی در افزایش بهره‌وری و کاهش خسارات اقتصادی دارد. روش‌های سنتی تشخیص بیماری‌ها، که مبتنی بر مشاهده چشمی و تجربه متخصصان هستند، اغلب زمان‌بر، پرهزینه و مستعد خطا می‌باشند. با پیشرفت فناوری‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، استفاده از مدل‌های مبتنی بر ماشین بینایی به عنوان راه‌حلی کارآمد برای تشخیص خودکار بیماری‌های گیاهی مطرح شده است. این پژوهش با بهره‌گیری از مدل YOLO11L، به تشخیص هفت دسته متفاوت از نوع و وضعیت بیماری در گیاه توت‌فرنگی، شامل لکه برگی زاویه‌دار، پوسیدگی آنتراکنوز میوه، سوختگی شکوفه، کپک خاکستری، لکه برگی، سفیدک پودری میوه و برگ، و همچنین نمونه‌های سالم و بدون بیماری پرداخته است. مجموعه داده مورد استفاده شامل ۲۹۰۲ تصویر از برگ‌ها و میوه‌های توت‌فرنگی بود که از پایگاه داده Roboflow جمع‌آوری و به سه بخش با نسبت‌های مختلف از کل داده‌ها شامل آموزش (۷۰ درصد)، اعتبارسنجی (۲۰ درصد) و آزمون (۱۰ درصد) تقسیم شد. آموزش مدل با استفاده از وزن‌های از پیش‌آموزش‌یافته و انواع بهینه‌سازی‌ها، از جمله افزایش داده‌ها و تنظیم هایپرپارامترها با روش Optuna، صورت پذیرفت. نتایج بیانگر آن بودند که مدل نهایی در تشخیص برخی بیماری‌ها مانند سوختگی شکوفه با میانگین متوسط دقت در آستانه پنجاه درصد ۰/۹۹۵ و بازخوانی کامل (۱/۰۰۰) دارای عملکردی قابل قبول است. این در حالی است که در بیماری‌هایی مانند سفیدک پودری میوه (۰/۸۲۷) و کپک خاکستری (۰/۸۹۱)،به دلیل وجود شباهت ظاهری و کمبود داده‌های آموزشی، چالش‌هایی وجود دارد. این مطالعه نشان می‌دهد که مدل‌های مبتنی بر YOLO می‌توانندبه عنوان ابزاری کارآمد در کشاورزی هوشمند برای تشخیص سریع و دقیق بیماری‌های گیاهی مورد استفاده قرار گیرند. با این حال، بهبود عملکرد در دسته‌های کم‌نمونه و کاهش خطاهای تشخیصی از طریق افزایش داده‌های آموزشی و بهینه‌سازی معماری مدل، از جمله پیشنهادات این پژوهش برای تحقیقات آتی است. کاربرد این فناوری می‌تواند در ترکیب با پهپادها و حسگرهای تصویری، مدیریت بهینه مزارع و کاهش مصرف غیرضروری آفت‌کش‌ها را به همراه داشته باشد.

کلمات کلیدی: بهینه سازی، پردازش تصویر، تشخیص اشیاء، کشاورزی هوشمند، یادگیری عمیق

۲- مقدمه

توت فرنگی از مهم‌ترین محصولات باغی و گلخانه‌ای است که به‌دلیل ارزش غذایی و اقتصادی بالا، وجود ترکیبات آنتی اکسیدان و طعم مطلوب نه‌تنها در کشاورزی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، بلکه در صنایع غذایی و دارویی نیز کاربردهای فراوانی دارد (Hernández-Martínez et al., 2023; Meyers et al., 2003). با این حال، تولید توت‌فرنگی با چالش‌های پرشماری مواجه است که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به شیوع بیماری‌های گیاهی اشاره کرد. بیماری‌های گیاهی که اغلب توسط قارچ‌ها و باکتری‌ها ایجاد می‌شوند، می‌توانند بر رشد، کیفیت و کمیت محصول تأثیر بگذارند و در نهایت باعث کاهش عملکرد محصول و حتی در مواردی سبب از بین رفتن کل محصول قابل‌برداشت و وارد شدن خسارات اقتصادی قابل‌توجه به کشاورزان شوند (Samtani et al., 2019).

لکه برگی زاویه‌دار، پوسیدگی آنتراکنوز میوه، سوختگی شکوفه و گل‌ها، کپک خاکستری، لکه برگی، سفیدک پودری میوه و برگ از جمله بیماری‌های رایج و خسارت‌زا در توت فرنگی هستند،که هر بیماری، علائم مختص به خود را بر روی برگ‌ها، گل‌ها و میوه‌های گیاه بر جای می‌گذارد (Dholi et al., 2023). باکتری زانتوموناس فراگاریه[1] سبب به وجود آمدن لکه‌های زاویه‌دار بر روی برگ‌ها می‌شود (Osdaghi, 2024). پوسیدگی آنتراکنوز میوه از قارچ کله‌تریکوم[2] ناشی می‌شود که باعث پوسیدگی میوه‌ها و کاهش شدید کیفیت محصول می‌شود (Aljawasim et al., 2023). قارچ بوتریتیس سینره‌آ[3] عامل اصلی سوختگی شکوفه وگل‌های گیاه و کپک خاکستری است که با آلوده کردن آن‌ها سبب کاهش میوه‌دهی و سپس باعث پوسیدگی میوه‌ها در طول دوره نگهداری و حمل و نقل محصول می‌شود (Maghsoodi et al., 2025). قارچ مایکوسفارلا فراگاریه[4] بیماری لکه برگی را ایجاد می‌کند و لکه‌های قهوه‌ای بر روی برگ‌ها برجای می‌گذارد (Wai et al., 2025). سفیدک پودری میوه و برگ که توسط قارچ پودوسفیرا آفانیوس[5] ایجاد می‌شوند، به ترتیب باعث ایجاد پوشش پودری سفید بر روی میوه‌ها و برگ‌ها می‌شوند (Carisse & Fall, 2021). شناسایی به موقع و دقیق این بیماری‌ها نقش کلیدی در مدیریت مؤثر بیماری‌ها، کاهش خسارات و افزایش بهره‌وری مزارع دارد. روش‌های سنتی شناسایی بیماری‌ها، مانند مشاهده چشمی، نیازمند تخصص بالا هستند، و در عین حال مستعد خطا و زمان‌بر می‌باشند. با پیشرفت فناوری‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، به‌ویژه مدل‌های مبتنی بر بینایی ماشین، روش‌های جدیدی برای تشخیص خودکار بیماری‌های گیاهی ارائه شده‌اند که امکان تشخیص سریع و دقیق آن‌ها را فراهم می‌کنند (Shoaib et al., 2023).

در سال‌های اخیر، مدل‌های یادگیری عمیق به‌عنوان ابزاری کارآمد برای تشخیص بیماری‌های گیاهی و شناسایی اجزای گیاه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در مطالعه‌ای پژوهشگران، مدل‌های AlexNet، SqueezeNet، GoogLeNet، ResNet-50 و نیز دو نسخه اصلاح‌شده SqueezeNet را برای تشخیص بیماری سفیدک پودری برگ‌های توت‌فرنگی با استفاده از تصاویر RGB مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج این مطالعه نشان داد که مدل ResNet-50 با دقت ۹۸/۱۱ درصد بهترین عملکرد را داشته و سریع‌ترین زمان پردازش نیز متعلق به مدل AlexNet بوده است. نتایج همین پژوهش نشان داد که یادگیری عمیق می‌تواند جایگزینی کارآمد برای روش‌های سنتی پایش بیماری‌های گیاهی باشد و به کاهش مصرف غیرضروری قارچ‌کش‌ها کمک کند (Shin et al., 2021).

در مطالعه‌ای دیگر، یک روش بهبود یافته مبتنی بر YOLOv8 (یکی از نسخه‌های قبلی الگوریتم‌های تشخیص اشیاء) برای تشخیص برگ‌های توت‌فرنگی و لکه‌های بیماری سفیدک پودری در برگ‌های توت‌فرنگی و لکه‌های بیماری ارائه شده است. برای بررسی تأثیر اجزای مختلف مدل، آزمایش‌هایی تحت عنوان حذف مؤلفه‌ها[6] انجام شد. نتایج این آزمایش‌ها نشان داد که مدل بهبودیافته، نسبت به نسخه پایه YOLOv8-seg عملکرد بهتری دارد. این مدل توانست به دقت تقسیم‌بندی ۹۲ درصد، بازخوانی ۸۵/۲ درصد و میانگین متوسط دقت[7] (mAP) ۹۰/۴ درصد دست یابد که به ترتیب نشان‌دهنده ۴، ۲/۹ و ۴ درصد بهبود نسبت به مدل پایه است. این بهبودها منجر به کاهش میزان تشخیص‌های نادرست و بهبود دقت در مکان‌یابی اهداف شده است (Chen et al., 2025).

در مطالعه ون تران و همکاران (۲۰۲۴)، یک نرم افزار کاربردی ویژه تلفن همراه جهت شناسایی چهار نوع بیماری رایج در توت‌فرنگی با استفاده از یک مدل توسعه یافته با YOLOv8 طراحی شد. در این پژوهش، نسخه‌های مختلفی از YOLOv8 مورد ارزیابی قرار گرفتند و مدل YOLOv8n با دارا بودن تنها ۱۱ میلیون پارامتر، بالاترین دقت را با میانگین متوسط دقت برابر ۸۷/۹ درصد در تشخیص بیماری‌ها ارائه داد. این سامانه با بهره‌گیری از پردازش تصویر و یادگیری عمیق، توانست عملکرد قابل قبولی را از خود در شرایط نوری مختلف و در محیط‌های مزرعه‌ای واقعی ارائه دهد و به عنوان گامی مؤثر در جهت به‌کارگیری بینایی ماشین در کشاورزی هوشمند شناخته شود (Van Tran et al., 2024).

[1] Xanthomonas fragariae
[2] Trichoderma
[3] Botrytis cinerea
[4] Mycosphaerella fragariae
[5] Podosphaera aphanis
[6] Ablation Studies
[7] Mean average precision

در مطالعه‌ای، بای و همکاران (۲۰۲۴) یک مدل مبتنی بر مدل YOLO را معرفی کردند که با ادغام سَر پیش‌بینی[1] مبتنی بر ترنسفورمر پنجره‌ای[2] و بهینه‌سازی معماری شبکه، عملکرد تشخیص را در محیط‌های پیچیده گلخانه‌ای به‌طور چشمگیری بهبود بخشید. این مدل بهبودیافته با دستیابی به مقادیر دقت ۹۲/۶ درصد، بازخوانی ۸۹/۶ درصد و میانگین دقت متوسط (mAP) ۹۲/۱ درصد، همراه با سرعت پردازش ۴۵ فریم بر ثانیه، نیازهای تشخیص بلادرنگ در سامانه‌های کشاورزی هوشمند را برآورده می‌کند. این پیشرفت‌ها نشان‌دهنده پتانسیل بالای یادگیری عمیق در خودکارسازی فرآیندهای کشاورزی در محیط‌های گلخانه‌ای است (Bai et al., 2024).

با توجه به اهمیت شناسایی بیماری‌های توت فرنگی و هزینه‌بر و زمان‌بر بودن روش‌های سنتی در این زمینه، نیاز به گسترش روش‌های فناورانه شناسایی بیماری‌ها، و به طور خاص روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در این حوزه احساس می‌شود. پژوهش حاضر در راستای کاستن از شکاف موجود بین روش‌های سنتی و روش‌های نوین انجام شده است. در این پژوهش از مدل YOLO، به عنوان روشی پیشرفته در تشخیص اشیاء، همراه با بهسازی در معماری شبکه و فرآیند آموزش، برای شناسایی هفت نوع از بیماری‌های توت‌فرنگی بر اساس تصاویر اکتسابی از گیاه استفاده شده است. در مجموع هفت دسته هدف مطالعاتی مجزا توسط مدل نهایی مورد ارزیابی قرار گرفتند که شامل یک دسته میوه و برگ سالم و شش دسته بیماری بودند. هدف مدل تشخیص دقیق نمونه‌های سالم و آلوده است، که برای مدیریت به‌موقع بیماری‌ها و افزایش بهره‌وری محصول به کار گرفته خواهد شد.

در این تحقیق، ابتدا به شرح روش‌های به‌کار گرفته شده در انجام پژوهش خواهیم پرداخت که شامل انتخاب و آماده‌سازی مجموعه داده‌های مورد استفاده، از جمله فرآیند پیش‌برازش داده‌ها می‌باشد. سپس، به انتخاب مدل مناسب برای تشخیص اشیاء پرداخته و جزئیات مربوط به ساختار مدل، پارامترهای تنظیمی و نحوه آموزش مدل تشریح خواهد شد. در ادامه، نتایج حاصل از آموزش مدل روی مجموعه داده‌ها ارائه شده و معیارهای ارزیابی عملکرد مدل شامل دقت، حساسیت، و سایر شاخص‌های مربوطه تحلیل و بررسی خواهند شد. در نهایت، یافته‌های به‌دست آمده مورد بحث قرار گرفته و پیشنهادات و چشم‌اندازهای پژوهش‌های آتی بیان خواهد شد.

۳- مواد و روش ها

۳-۱- مجموعه داده‌ها و پیش‌پردازش

مجموعه داده‌های مورد استفاده شامل ۲۹۰۲ تصویر از برگ‌ها و میوه‌های توت‌فرنگی بود که از پایگاه داده Roboflow جمع‌آوری شد. این پایگاه داده یک زیرساخت برخط برای مدیریت و برچسب‌گذاری داده‌های تصویری است که امکان استفاده در پروژه‌های یادگیری عمیق و بینایی ماشین را فراهم می‌کند و شامل مجموعه‌های متنوعی در حوزه‌های مختلف است. مجموعه داده به سه بخش با نسبت‌های مختلف از کل داده‌ها شامل آموزش (۷۰ درصد)، اعتبارسنجی (۲۰ درصد) و آزمون (۱۰ درصد) تقسیم شد. جزئیات بیشتر در خصوص مجموعه داده‌های مورد استفاده در مدل‌سازی در جدول ۱ ارائه شده است.

تمامی تصاویر در ابعاد ۶۴۰×۶۴۰ پیکسل تنظیم شدند و فرآیند برچسب‌گذاری مطابق با استانداردهای YOLO انجام پذیرفت. هفت دسته بیماری شامل لکه برگی زاویه‌دار، پوسیدگی آنتراکنوز میوه، سوختگی شکوفه، کپک خاکستری، لکه برگی، سفیدک پودری میوه و برگ به علاوه دسته مربوط به برگ و میوه سالم در این مجموعه داده لحاظ شده‌اند (شکل ۱). بر طبق اطلاعات ارائه شده توسط پایگاه داده مرجع، تمامی داده‌های مورد استفاده از منابع عمومی جمع‌آوری شده و دارای مجوز مناسب بوده‌اند.

جدول ۱- دسته‌بندی اهداف و ویژگی مجموعه داده‌های مورد استفاده شده در آموزش، اعتبارسنجی و آزمون مدل

Table 1. Classification of targets and characteristics of the datasets used in the model training, validation, and testing

دسته Class	تعداد داده Data count		
	آموزش Training	اعتبارسنجی Validation	آزمون Test
لکه برگی زاویه‌دار Angular Leaf Spot	300	92	44
پوسیدگی آنتراکنوز میوه Anthracnose Fruit Rot	65	26	16
سوختگی شکوفه Blossom Blight	142	42	24
کپک خاکستری Gray Mold	352	83	42
برگ و میوه سالم Healthy Leaves & Fruits	302	87	42
لکه برگی Leaf Spot	393	114	68
سفیدک پودری میوه Powdery Mildew Fruit	89	29	17
سفیدک پودری برگ Powdery Mildew Leaf	367	108	58
مجموع Total	2010	581	311

[1] Prediction Head

[2] Swin Transformer

شکل ۱- نمونه تصاویر توت‌فرنگی‌های سالم و بیمار: (الف) لکه برگی زاویه‌دار؛ (ب) پوسیدگی آنتراکنوز میوه؛ (پ) سوختگی شکوفه؛ (ت) کپک خاکستری؛ (ث) میوه سالم؛ (ج) برگ سالم؛ (چ) لکه برگی؛ (ح) سفیدک پودری میوه؛ (خ) سفیدک پودری برگ

Fig 1. Sample images of healthy and infected strawberry plants: (a) Angular leaf spot; (b) Anthracnose fruit rot;(c) Blossom blight; (d) Gray mold; (e) Healthy fruit; (f) Healthy leaf; (g) Leaf spot; (h) Powdery mildew (fruit); (i) Powdery mildew (leaf).

۲-۳- آموزش مدل

مدل YOLO[1] یکی از روش‌های پیشرفته و پرکاربرد در حوزه تشخیص اشیاء است که با استفاده از یک شبکه عصبی واحد، کل تصویر را تنها در یک مرحله[2] پردازش کرده و موقعیت و کلاس اشیاء را به‌صورت هم‌زمان پیش‌بینی می‌کند. این رویکرد برخلاف الگوریتم‌های چندمرحله‌ای مانند R-CNN، منجر به افزایش چشمگیر سرعت پردازش می‌شود و آن را برای کاربردهای بلادرنگ[3] بسیار مناسب می‌سازد. مدل YOLO11-Large (YOLO11L) با استفاده از وزن‌های از پیش‌آموزش‌یافته و هدف تشخیص اشیاء آموزش داده شد.

هایپرپارامترها نقش حیاتی در عملکرد نهایی مدل‌های یادگیری عمیق ایفا می‌کنند. پارامترهایی مانند نرخ یادگیری، اندازه دسته‌های آموزشی، تعداد دوره‌های آموزش، نرخ کاهش یادگیری و سایر تنظیمات مربوط به افزایش داده، مستقیماً بر سرعت همگرایی، جلوگیری از بیش‌برازش، و توانایی تعمیم مدل به داده‌های جدید تأثیرگذار هستند. تنظیم غیربهینه این پارامترها ممکن است منجر به آموزش ناقص یا عملکرد ناپایدار مدل گردد.

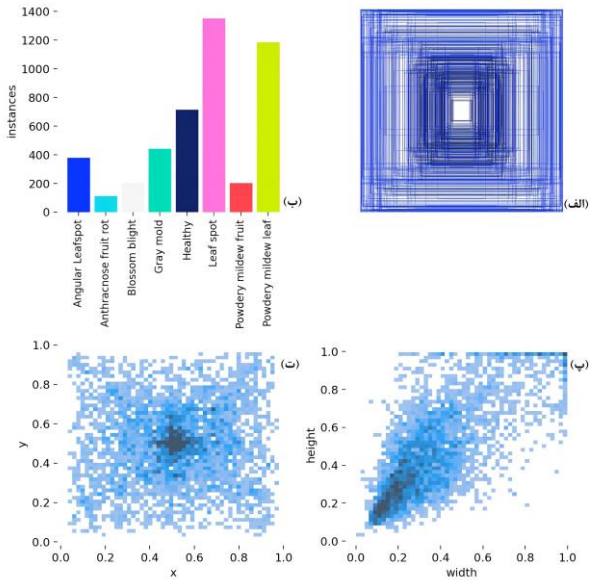
در این مطالعه به‌منظور تنظیم بهینه پارامترهای مدل YOLO11-Large از کتابخانه‌ی Optuna استفاده شد. Optuna یک چارچوب بهینه‌سازی خودکار[4] مبتنی بر الگوریتم‌های جستجوی هوشمند است که برای بهینه‌سازی هایپرپارامترهای مدل‌های یادگیری ماشین طراحی شده است. این الگوریتم از روش جستجوی ترتیبی مبتنی بر بیزی[5] بهره می‌برد و در آن، با استفاده از نتایج آزمایش‌های قبلی، مقادیر بهینه‌تری برای پارامترهای بعدی پیش‌بینی می‌شود.

در فرآیند بهینه‌سازی، Optuna با استفاده از یک تابع هدف، مدل را برای مجموعه‌ای از مقادیر تصادفی‌سازی‌شده‌ی هایپرپارامترها آموزش داده و عملکرد آن را ارزیابی می‌کند. سپس بر اساس معیار تعریف‌شده (در اینجا حداقل‌سازی خطا)، بهترین ترکیب پارامترها را انتخاب می‌کند. این رویکرد، نه‌تنها موجب صرفه‌جویی در زمان و منابع محاسباتی می‌شود، بلکه امکان یافتن پیکربندی‌هایی با عملکرد بالاتر نسبت به تنظیمات دستی را نیز فراهم می‌سازد.

مقدار اولیه نرخ یادگیری ۰/۰۰۵۷۶ به‌صورت خودکار توسط الگوریتم بهینه‌سازی Optuna انتخاب شد. در طول آموزش، نرخ یادگیری به‌تدریج کاهش یافت و در پایان فرآیند آموزش به مقدار ۰/۰۰۰۰۸۹۹۲۴ رسید. فرآیند آموزش در ۲۰۰ دوره[6] با به‌کارگیری ساز و کار توقف زودهنگام[7](به‌معنای متوقف‌سازی آموزش در صورتی که عملکرد مدل بر داده‌های اعتبارسنجی برای چند دوره متوالی بهبود نیابد.) برای جلوگیری از بیش‌برازش انجام شد. اندازه دسته‌های آموزشی[8] برابر با چهار تعیین گردید و سایر تنظیمات مانند افزایش داده[9] شامل چرخش تصادفی، تغییر مقیاس، وارونگی افقی و عمودی، برش تصادفی و ترکیب تصاویر نیز به منظور بهبود تعمیم‌پذیری مدل اعمال شد.

استفاده از این تکنیک‌های افزایش داده، به ویژه در مواردی که حجم داده‌های آموزشی محدود است، از یادگیری ویژگی‌های نامربوط جلوگیری کرده و باعث می‌شود مدل بر ویژگی‌های اساسی و تغییرناپذیر اشیاء مورد نظر تمرکز کند. برای مثال، چرخش تصادفی به مدل می‌آموزد که جهت اشیاء نباید بر تشخیص آن تأثیر بگذارد، در حالی که تغییر مقیاس مدل را نسبت به اندازه‌های مختلف اشیاء مقاوم می‌سازد.

[1] You Only Look Once
[2] Single forward pass
[3] Real-time
[4] AutoML
[5] Bayesian Optimization
[6] Epoch
[7] Early Stopping
[8] Batch size
[9] Data augmentation



شکل ۲- نتایج تحلیل آماری جامع تصاویر برچسب‌خورده در مجموعه داده‌های آموزش

Fig 2. Results of comprehensive statistical analysis on labeled images in training dataset

پس از انجام افزایش داده‌ها، تحلیل آماری جامعی بر روی تصاویر ویر قرار دارنبرچسب‌خورده در مجموعه آموزش انجام شد. نتایج این تحلیل در شکل ۲ ارائه شده است. شکل ۲-الف، پراکندگی مکانی جعبه‌های محدود کننده[1] را نمایش می‌دهد که نشانگر آن است که بیشتر نواحی تحت تأثیر بیماری در مرکز تصاد. شکل ۲-ب، توزیع فراوانی نمونه‌ها در هر دسته را نشان می‌دهد که بیانگر نامتوازن بودن مجموعه داده‌ها و فراوانی بیشتر برخی از دسته‌ها مانند لکه برگی و سفیدک پودری برگ است. نقشه حرارتی شکل ۲-پ توزیع عرض و ارتفاع ناحیه‌ها را نشان می‌دهد. در حالی که نقشه حرارتی شکل ۲-ت، چگالی مختصات مراکز ناحیه‌ها (x و y) را نشان می‌دهد. این تحلیل‌ها درک بهتری از ویژگی‌های فضایی و دسته‌ای داده‌ها را فراهم می‌کنند و می‌توانند در بهینه‌سازی طراحی و آموزش مدل مورد استفاده قرار گیرند.

۳-۳- بهینه‌سازی و تنظیمات مدل

برای بهبود دقت مدل، چندین تکنیک بهینه‌سازی و تنظیم پارامترها به کار گرفته شد. ابتدا، در بخش تشخیص جعبه‌های محدودکننده، از تابع زیان Smooth L1 Loss استفاده شد که مزیت آن ترکیب ویژگی‌های توابع L1 و L2 است؛ این تابع باعث می‌شود که مدل در مقابل خطاهای بزرگ مقاوم‌تر باشد و در عین حال بهبودهای جزئی را به صورت نرم‌تر اعمال کند. این امر به بهینه‌تر شدن پیش‌بینی محل دقیق اشیاء کمک می‌کند.

از سوی دیگر، برای بهبود عملکرد مدل در بخش طبقه‌بندی دسته‌ها، تابع زیان متمرکز[2] به کار گرفته شد. این تابع با تمرکز بیشتر روی نمونه‌های دشوار و کم‌نمایش[3] و کاهش وزن نمونه‌های آسان، باعث می‌شود مدل بهتر بتواند دسته‌های نادر یا دشوار تشخیص داده شده را یاد بگیرد و از عدم تعادل داده‌ها جلوگیری کند.

همچنین، برای تنظیم بهینه نرخ یادگیری در طی فرایند آموزش، ساز وکار کاهش کسینوسی[4] به کار گرفته شد. این روش به‌طور پویا نرخ یادگیری را کاهش می‌دهد و به مدل اجازه می‌دهد تا به تدریج به سمت نقاط بهینه‌تر فضای پارامترها حرکت کند، بدون اینکه گرفتار کمینه‌های محلی شود.

فعال‌سازی مکانیزم پوشش منطبق[5] و تنظیم پارامترهای آن، مانند تعیین اندازه پوشش برابر با چهار که نشان‌دهنده میزان گسترش ناحیه همپوشانی یا حساسیت به نزدیکی جعبه‌های محدودکننده است، باعث شد دقت مدل در تفکیک نواحی آلوده از مناطق سالم به طور محسوسی بهبود یابد. این مکانیزم با ایجاد ارتباط هندسی دقیق‌تر بین جعبه‌های محدودکننده پیش‌بینی شده و جعبه‌های واقعیت، امکان تطابق بهتر و کاهش خطاهای ناشی از اختلاف موقعیت و اندازه جعبه‌ها را فراهم می‌کند و در نتیجه مدل توانایی بالاتری در شناسایی دقیق نواحی هدف پیدا می‌کند.

در نهایت، به منظور افزایش تعمیم‌پذیری مدل و جلوگیری از بیش‌برازش، تکنیک حذف تصادفی[6] در بخش‌های مختلف شبکه عصبی اعمال شد. این روش با غیرفعال‌سازی تصادفی برخی نورون‌ها در هر مرحله آموزش، مدل را مجبور می‌کند تا وابستگی کمتری به برخی ویژگی‌ها پیدا کند و در نتیجه عملکرد بهتری روی داده‌های ناشناخته داشته باشد.

۴-۳- معماری مدل و محیط اجرا

در این پژوهش، به‌منظور شناسایی و طبقه‌بندی انواع بیماری‌های گیاه توت‌فرنگی، از مدل یادگیری عمیق مبتنی بر الگوریتم YOLO11-Large (YOLO11L) استفاده شد. فرایند پیاده‌سازی و تحلیل داده‌ها با استفاده از زبان برنامه‌نویسی Python نسخه ۳.۱۰.۱۱ و کتابخانه‌های PyTorch 2.6.0، OpenCV 4.11.0 و Ultralytics 8.3.92 صورت گرفت. مدل بر روی کارت گرافیک NVIDIA GeForce RTX 4050 Laptop GPU با ۶۱۴۰ مگابایت حافظه گرافیکی اجرا شد. مدل نهایی شامل ۱۹۰ لایه و تقریباً ۷۹۰۰۰۰ پارامتر قابل آموزش است که بین سه بخش اصلی شبکه حدود ۴۸۰۰۰۰ پارامتر در ستون فقرات (استخراج ویژگی)، ۲۸۵۰۰۰ در گردن (تجمیع ویژگی) و ۲۵۰۰۰ در سر

[1] Bounding Boxes
[2] Focal Loss
[3] hard examples
[4] Cosine Annealing
[5] Aligned Intersection over Union – Aligned IoU
[6] Dropout

(خروجی تشخیص) توزیع شده‌اند؛ و توان محاسباتی معادل ۸۶/۶ گیگافلاپش[1] را داراست. سرعت پردازش مدل برابر ۰/۵ میلی‌ثانیه برای پیش‌پردازش، ۲۳/۶ میلی‌ثانیه برای استنتاج، و ۲/۳ میلی‌ثانیه برای پس‌پردازش به ازای هر تصویر اندازه‌گیری شد.

۵-۳- معیارهای ارزیابی مدل

برای ارزیابی عملکرد مدل، از شاخص‌های دقت، بازخوانی و میانگین دقت متوسط استفاده شد. دقت نشان می‌دهد از میان تمام پیش‌بینی‌های مثبت مدل، چه نسبتی واقعاً صحیح بوده‌اند. این معیار به‌ویژه در کاهش خطای نوع اول (تشخیص اشتباه نمونه سالم به‌عنوان بیمار) اهمیت دارد. بازخوانی نسبت نمونه‌های مثبتِ درست‌شناسایی‌شده به کل نمونه‌های مثبت موجود را بیان می‌کند و معیاری کلیدی برای کاهش خطای نوع دوم (عدم شناسایی نمونه بیمار) است. میانگین دقت متوسط، شاخصی ترکیبی است که دقت مدل را در سطوح مختلف هم‌پوشانی[2] (نسبت مساحت بخش مشترک بین جعبه پیش‌بینی‌شده و جعبه واقعی، به مساحت کل محدوده پوشش‌داده‌شده توسط هر دو جعبه) می‌سنجد. مقدار mAP@50 بیانگر میانگین دقت در آستانه هم‌پوشانی ۵۰ درصد است و بیشتر بر صحت کلی شناسایی متمرکز است. در مقابل، mAP@50–95 میانگین دقت در آستانه‌های هم‌پوشانی ۵۰ تا ۹۵ درصد (با گام ۵ درصد) را محاسبه می‌کند و تولنایی مدل در شناسایی دقیق محل و ابعاد اشیاء را در شرایط سخت‌تر می‌سنجد.

۴- نتایج و بحث

در شکل ۳، خروجی مدل پیشنهادی برای تشخیص بیماری‌های مختلف برگ و میوه توت‌فرنگی نشان داده شده است. در هر تصویر، نوع بیماری به همراه میزان اطمینان مدل مشخص شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مدل توانسته است با دقت مناسبی نواحی مبتلا را شناسایی و تفکیک کند.

۱-۴- تحلیل عملکرد مدل بر اساس معیارهای آماری طبقه‌بندی

ارزیابی عملکرد مدل بر اساس جدول معیارهای ارزیابی نشان می‌دهد که مدل طراحی‌شده توانسته است با دقت و بازخوانی بالا در اغلب دسته‌ها، عملکردی قابل‌قبول از خود ارائه دهد.

نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد که دسته سوختگی شکوفه با دقت معادل ۰/۹۵۱ و بازخوانی کامل ۱/۰۰، به‌عنوان بهترین دسته از لحاظ دقت ارزیابی شناخته می‌شود که نشان از توانایی مدل در شناسایی کامل این بیماری بدون هیچ خطای حذف دارد. همچنین، مقادیر mAP@50 و mAP@50-95 برای این دسته به ترتیب ۰/۹۹۵ و ۰/۸۸۲ هستند که این امر دقت مناسب مدل در تمام آستانه‌های IoU را تأیید می‌کند.

دسته لکه زاویه‌دار نیز عملکرد مناسبی از خود نشان داده و با دقت ۰/۹۰۵ و بازخوانی ۰/۹۰۴، در مرز تعادل بین دقت و بازخوانی قرار گرفته است. همچنین، مقدار mAP@50 این دسته برابر ۰/۹۲۷ و مقدار mAP@50-95 نیز ۰/۷۶۰ بوده که نشان از شناسایی مؤثر این بیماری در سطوح مختلف هم‌پوشانی دارد. دسته لکه برگی با تعداد نمونه بالا (۲۲۳) نیز دارای عملکرد مناسب با دقت ۰/۹۰۷ و بازخوانی ۰/۹۱۴ و mAP@50 ۰/۹۴۳ است، که این موضوع مؤید آن است که مدل با افزایش حجم داده‌ها، بهبود یادگیری و تعمیم‌پذیری را تجربه کرده است.

جدول ۲- جزئیات عملکرد مدل بر اساس دسته‌های هدف مختلف

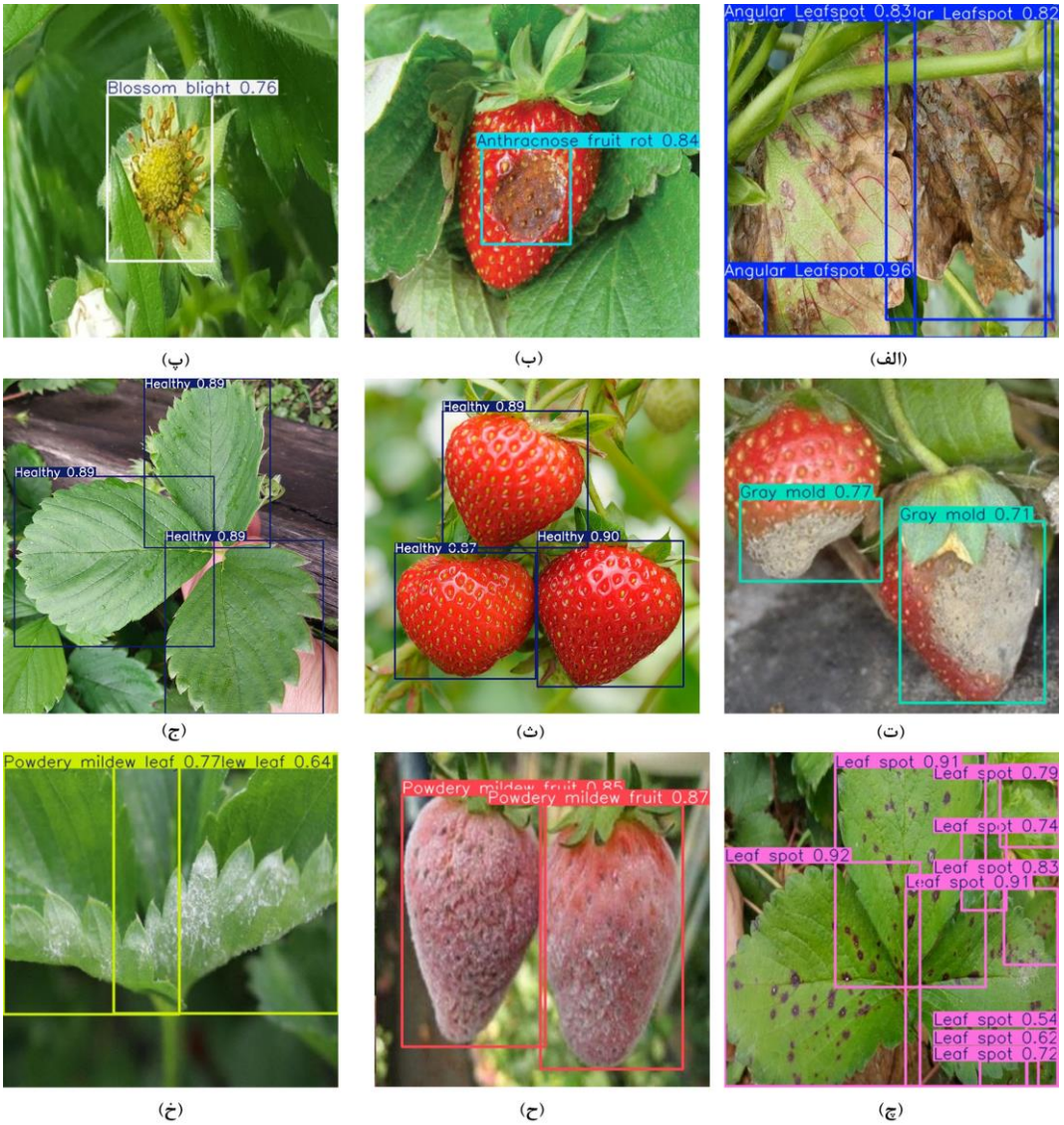
Table 2. Details of model performance based on different target classes

دسته Class	دقت Precision	بازخوانی Recall	میانگین متوسط دقت mAP@50	میانگین متوسط دقت mAP@50-95
لکه برگی زاویه‌دار Angular Leaf Spot	0.905	0.904	0.927	0.760
پوسیدگی آنتراکنوز میوه Anthracnose Fruit Rot	0.952	0.800	0.893	0.717
سوختگی شکوفه Blossom Blight	0.951	1.000	0.995	0.882
کپک خاکستری Gray Mold	0.897	0.812	0.891	0.628
برگ و میوه سالم Healthy Leaves & Fruits	0.799	0.942	0.915	0.774
لکه برگی Leaf Spot	0.907	0.914	0.943	0.872
سفیدک پودری میوه Powdery Mildew Fruit	0.816	0.725	0.827	0.689
سفیدک پودری برگ Powdery Mildew Leaf	0.867	0.908	0.879	0.786
همه دسته‌ها All classes	0.886	0.863	0.909	0.763

از سوی دیگر، برخی دسته‌ها مانند پوسیدگی آنتراکنوز میوه و کپک خاکستری دچار عدم تعادل در دقت و بازخوانی هستند. در دسته پوسیدگی آنتراکنوز میوه، دقت بالا (۰/۹۵۲) نشان‌دهنده توانایی بالای مدل در اجتناب از خطاهای نوع اول است، اما بازخوانی پایین‌تر (۰/۸۰۰) احتمال وجود نمونه‌های شناسایی‌نشده را نشان می‌دهد.

[1] Giga Floating-point Operations Per Second

[2] Intersection over Union



شکل ۳- نتایج عملکرد مدل بر روی تصاویر واقعی برگ و میوه توت‌فرنگی

Fig 3. Model performance results on real images of strawberry leaves and fruits

به‌طور مشابه، در دسته کپک خاکستری، دقت ۰/۸۹۷ و بازخوانی ۰/۸۱۲ مشاهده می‌شود، که بیانگر وجود برخی چالش‌ها در استخراج ویژگی‌های منحصر به‌فرد این بیماری است. مقدار پایین‌تر mAP@50-95 در این دسته (۰/۶۲۸) نیز بیانگر آن است که مدل در سطوح مختلف دقت مکانی با افت عملکرد مواجه شده است.

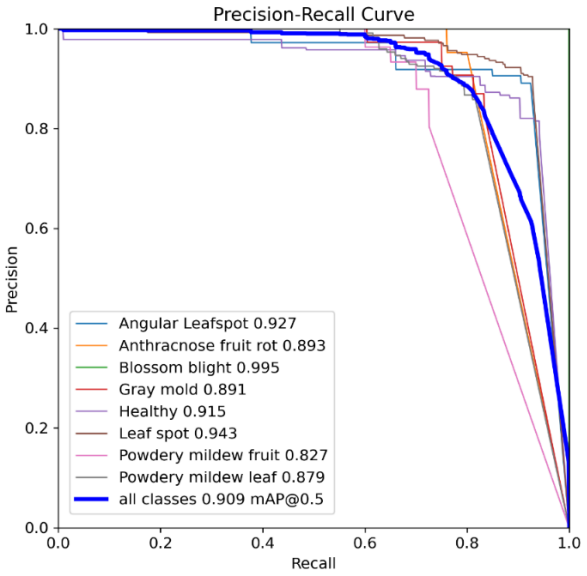
در دسته سالم، مدل بازخوانی بسیار بالایی (۰/۹۴۲) دارد، به این معنا که تقریباً تمام نمونه‌های سالم موجود در مجموعه آزمون به‌درستی شناسایی شده‌اند. با این حال، دقت پایین‌تر (۰/۷۹۹) نشان می‌دهد که در میان نمونه‌هایی که مدل به‌عنوان سالم پیش‌بینی کرده، تعدادی در واقع بیمار بوده‌اند. این وضعیت بیانگر آن است که مدل در شناسایی همه نمونه‌های سالم موفق است، اما بخشی از نمونه‌های بیمار را نیز به اشتباه در این دسته قرار می‌دهد. این مسأله می‌تواند در کاربردهای واقعی، به‌ویژه در فرآیندهای پیشگیری از بیماری، مخاطره‌آمیز باشد. برای بهبود عملکرد مدل در تشخیص این دسته، می‌توان ضریب اهمیت کلاس سالم را در تابع زیان افزایش داد تا خطاهای مربوط به پیش‌بینی نادرست این دسته جریمه‌ی بیشتری دریافت کنند، یا از معماری‌هایی با توان تفکیک بالاتر بهره گرفت.

در نهایت، ضعیف‌ترین عملکرد مدل در بین کلیه دسته‌ها هدف، در دو دسته سفیدک پودری میوه و برگ مشاهده شد. دقت ۰/۸۱۶ و بازخوانی ۰/۷۲۵ برای دسته سفیدک پودری میوه نشان‌دهنده چالش جدی مدل در تشخیص دقیق این بیماری است. به‌ویژه، مقدار mAP@50-95 برابر با ۰/۶۸۹ تأکید می‌کند که مدل در مقیاس‌های مختلف تشخیص بیماری، دارای پایداری لازم نیست. این عملکرد ضعیف می‌تواند به طور احتمالی ناشی از کمبود حجم داده در دسته‌های مربوطه، شباهت ظاهری با سایر دسته‌ها (از جمله

سفیدک پودری برگ و لکه برگ) و عدم تنوع ظاهری کافی در مجموعه داده‌ها باشد.

۴-۲- منحنی دقت-بازخوانی مدل

شکل ۴، منحنی دقت-بازخوانی مدل توسعه یافته را برای شناسایی بیماری‌های مختلف گیاه توت‌فرنگی نشان می‌دهد. این منحنی یکی از ابزارهای کلیدی برای ارزیابی عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین در مسائل عدم‌تعادل داده‌ها، به‌ویژه در حوزه تشخیص اشیاء و بیماری‌های گیاهی است. هر منحنی در این نمودار نمایانگر عملکرد مدل در تشخیص یکی از دسته‌ها یا بیماری‌های گیاهی بوده و مقدار دقت نسبت به بازخوانی را برای دسته تحت بررسی نشان می‌دهد.



شکل ۴- منحنی دقت-بازخوانی (Precision-Recall Curve) مدل برای شناسایی بیماری‌های مختلف گیاه توت‌فرنگی

Fig 4. Precision-Recall Curve of the Model for Detecting Different strawberry Plant Diseases

بر اساس نتایج، مدل در تشخیص دسته سوختگی شکوفه با مقدار mAP@50 برابر ۰/۹۹۵ عملکرد بسیار مطلوبی دارد. این عدد نزدیک به یک، نشان از توانایی بسیار بالای مدل در تشخیص صحیح این بیماری دارد، به طوری که در بیشتر موارد، با دقت و بازخوانی بالا این بیماری را تشخیص داده است. دسته‌های دیگری همچون لکه برگی، لکه برگی زاویه‌دار و سالم نیز عملکرد مناسبی از خود نشان داده‌اند. این سطوح بالا از mAP@50 بیانگر آن است که مدل در تمایز میان برگ‌های سالم و دارای بیماری عملکرد دقیق و قابل‌قبولی داشته است.

از سوی دیگر، دسته‌هایی نظیر سفیدک پودری میوه با mAP@50 برابر ۰/۸۲۷ و کپک خاکستری با مقدار ۰/۸۹۱، دارای عملکرد ضعیف‌تری نسبت به سایر دسته‌ها هستند. نمودار دقت-بازخوانی این دسته‌ها نشان می‌دهد که در بازه‌هایی از بازخوانی، افت قابل‌توجهی در دقت رخ می‌دهد، که می‌تواند ناشی از شباهت ظاهری علائم این بیماری‌ها با سایر بیماری‌ها یا برگ‌های سالم، و همچنین کمبود نمونه‌های آموزشی در این دسته‌ها باشد. پایین بودن مقدار میانگین متوسط دقت در این دسته‌ها می‌تواند موجب تشخیص‌های نادرست شود که در کاربردهای واقعی منجر به تصمیم‌گیری‌های اشتباه خواهد شد.

میانگین mAP@50 برای تمامی دسته‌های هدف برابر با ۰/۹۰۹ گزارش شده است. این عدد نشان از عملکرد کلی مناسب مدل دارد و تأیید می‌کند که مدل در شناسایی بیماری‌های مختلف، به‌ویژه در بازه‌های دقت و بازخوانی بالا، قادر به ارائه پیش‌بینی‌هایی با اطمینان بالا است.

میانگین mAP@50 برای تمامی کلاس‌های هدف برابر با ۰/۹۰۹ گزارش شده است که بیانگر عملکرد کلی قابل قبول مدل در تشخیص بیماری‌های مختلف توت‌فرنگی است. این مقدار نشان می‌دهد که مدل توانسته تعادل مناسبی بین دقت و بازخوانی برقرار کند و در بازه‌هایی که هر دو معیار در سطوح بالایی قرار دارند، پیش‌بینی‌هایی با اطمینان بالا ارائه دهد. این میزان دقت کلی برای یک مدل شناسایی تصویر در حوزه کشاورزی قابل قبول بوده و نشان می‌دهد که مدل طراحی‌شده توانسته است ویژگی‌های تمایزدهنده بین دسته‌های مختلف را به‌خوبی آموزش ببیند.

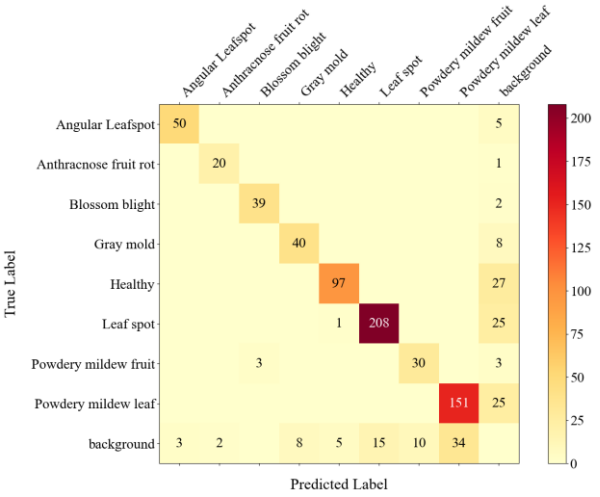
۴-۳- تحلیل عملکرد مدل بر اساس ماتریس آشفتگی

برای ارزیابی دقت عملکرد مدل در تشخیص بیماری‌های گیاهی، از ماتریس آشفتگی[1] استفاده شد. این ماتریس یکی از ابزارهای کلیدی در تحلیل نتایج مدل‌های طبقه‌بندی چندکلاسه است که با نمایش تعداد پیش‌بینی‌های صحیح و نادرست برای هر کلاس، امکان بررسی دقیق عملکرد مدل را فراهم می‌کند. با استفاده از ماتریس آشفتگی، می‌توان به نقاط قوت و ضعف مدل در تفکیک هر دسته پی برد و خطاهای طبقه‌بندی را شناسایی کرد.

نتایج شکل ۵ نشان می‌دهد که مدل در تشخیص برخی دسته‌ها نظیر لکه برگی، لکه برگی زاویه‌دار و سفیدک پودری برگ از دقت بالایی برخوردار بوده و بخش عمده‌ای از نمونه‌های این دسته‌ها به درستی طبقه‌بندی شدند. برای نمونه، دسته لکه برگی با ۲۰۸ پیش‌بینی صحیح و تنها یک مورد اشتباه از دقت چشم‌گیری

[1] Confusion Matrix

برخوردار بوده و نشـــان از قابلیت بالای مدل در تمایزگذاری بین نمونه‌های این دسته و سایر برچسب‌ها دارد. به‌طور مشابه، دسته لکه برگی زاویه دار با ۵۰ مورد پیش‌بینی صـــحیح و حداقل خطا نیز عملکرد بسیار مطلوبی داشته است.



شکل ۵- نمودار ماتریس آشفتگی مدل آموزش‌دیده

Fig 5. Confusion Matrix of the Trained Model

در مجموعه داده‌های مورد اســتفاده، علاوه بر کلاس‌های مربوط به بیماری‌های مختلف، بخشــی از تصــاویر شــامل مناطق پس‌زمینه است که به نواحی غیرمرتبط با علائم بیماری اشاره دارد. این مناطق می‌توانند شــامل ســایر عناصــر محیطی موجود در تصــویر به غیر از نواحی برچسب‌گذاری شده باشند. توانایی مدل در تمایز صحیح این پس‌زمینه‌ها از مناطق بیمار، اهمیت بالایی دارد، زیرا اشــتباه در شــناســایی پس‌زمینه به عنوان نمونه‌های بیماری می‌تولند موجب کاهش دقت طبقه‌بندی شود.

در مقابل، عملکرد مدل در طبقه‌بندی دسته‌هایی نظیر سفیدک پودری میوه، کپک خاکســتری، و به‌ویژه پس‌زمینه با چالش‌هایی مواجه بوده اســت. در دســته ســفیدک پودری میوه، تنها ۳۰ مورد به درستی تشخیص داده شدند و میزان بالایی از اشتباهات در ارتباط با دســته‌های مشــابه و پس‌زمینه مشــاهده شــد. این یافته‌ها احتمال اشــتراک ویژگی‌های ظاهری میان این دسته‌ها را مطرح می‌سازد که موجب ســردرگمی مدل در فرآیند پیش‌بینی شــده اســت. همچنین دســته پس زمینه به دلیل تنوع ســاختاری بالا و احتمال وجود اطلاعات گمراه‌کننده در داده‌های پس‌زمینه، یکی از منابع اصلی بروز خطا محسوب می‌شود. در این دسته، علاوه بر پیش‌بینی صحیح تنها ۳۴ مورد، تعداد قابل‌توجهی از نمونه‌های ســایر دســته‌ها به اشــتباه به‌عنوان پس زمینه طبقه‌بندی شده‌اند. این امر نشان‌دهنده دشواری مدل در تشــخیص دقیق مرز میان اطلاعات پس‌زمینه و نشــانه‌های بیماری است.

از منظر تحلیلی، شــباهت ظاهری میان دســته‌های ســالم و لکه برگی نیز باعث بروز اشتباهات شده، به‌گونه‌ای که ۲۷ نمونه از دسته سالم به اشتباه به‌عنوان لکه برگی پیش‌بینی شده‌اند. این میزان خطا حاکی از آن اســت که مدل در تمایزگذاری میان بافت‌های ســالم و آلوده به بیماری به‌ویژه در مراحل اولیه شــیوع بیماری، دقت کافی ندارد. این موضــوع می‌تولند ناشــی از کمبود نمونه‌های متنوع و با کیفیت در مجموعه داده‌های آموزش یا پیچیدگی ظاهری بیماری در شرایط طبیعی باشد.

اگرچه در مجموعه داده‌های این مطالعه، کلاس پس‌زمینه به‌صورت صریح تعریف نشده است، اما در فرآیند پیش‌بینی، مدل در هر موقعیت مکانی از تصویر باید تصمیم بگیرد که آن ناحیه به یکی از کلاس‌های تعریف‌شــده تعلق دارد یا اینکه هیچ اشــیاء معتبری در آن وجود ندارد. این حالت عدم وجود اشیاء، به‌صورت ضمنی به‌عنوان یک کلاس پس‌زمینه در نظر گرفته می‌شود. در هنگام ارزیابی مدل، این کلاس ضــمنی به ماتریس آشــفتگی افزوده می‌شــود تا عملکرد مدل در تشخیص‌های صحیح[1] و نادرست[2] نیز قابل اندازه‌گیری باشد.

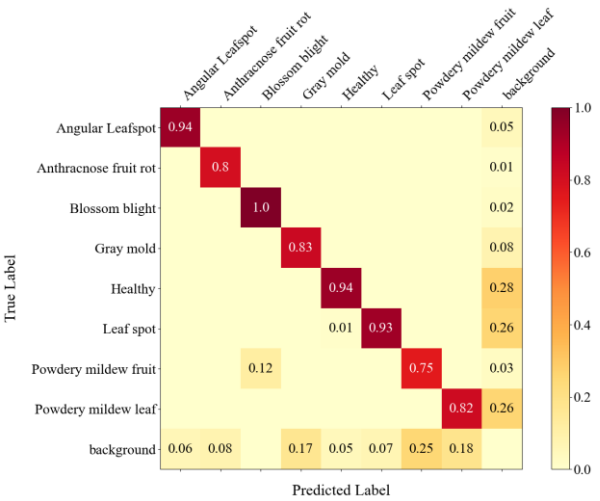
در سطح کلی، ماتریس آشفتگی نشان می‌دهد که مدل عملکرد نسـبتاً مطلوبی در طبقه‌بندی دسـته‌های غالب، یعنی کلاس‌هایی که بیشــترین تعداد نمونه را در مجموعه داده داشــته و به همین دلیل مدل در فرآیند آموزش با آن‌ها مواجهه بیشــتری داشــته اســت، ارائه کرده اســت. با این حال، در مورد دســته‌هایی با هم‌پوشــانی[3] ظاهری بالا، عملکرد بهینه‌ای ارائه نکرده اســت. در این مطالعه، منظور از هم‌پوشانی شباهت بالای ویژگی‌های ظاهری بین برخی کلاس‌هاست، به‌گونه‌ای که در تصــاویر نمونه، مرزهای بین آن‌ها از نظر رنگ، بافت یا شــکل به‌خوبی قابل تفکیک نبوده و بخش‌هایی از تصــویر ویژگی‌های مشــترکی با بیش از یک کلاس داشــته اســت. چنین شــرایطی که می‌تواند ناشــی از شــباهت زیســتی نمونه‌ها یا شــرایط مشابه تصویربرداری (مانند نور، زاویه دید یا پس‌زمینه) باشد، منجر به افزایش خطای مدل در تمایز این دسته‌ها شده است.

۴-۴- تحلیل عملکرد مدل بر اساس ماتریس آشفتگی نرمال شده

ماتریس آشــفتگی نرمال شــده[4] به منظور کاهش اثر نامتوازن بودن تعداد نمونه‌ها در کلاس‌های مختلف اســتفاده می‌شــود. در این مــاتریس، هر مقدار در ردیف مربوط به یک کلاس بر مجموع کل نمونه‌های همان کلاس تقســیم می‌شــود. این فرآیند، مقادیر را به صــورت درصــد یا نسبت نمایش می‌دهد که نشــان می‌دهد مدل چه نسـبتی از نمونه‌های هر کلاس را به درسـتی یا نادرسـتی طبقه‌بندی کرده است. استفاده از ماتریس نرمال شده باعث می‌شود که عملکرد مدل در کلاس‌هایی که تعداد نمونه‌های آنها کمتر اســت به درســتی

[1] True Negatives
[2] False Positives
[3] Overlap
[4] Normalized Confusion Matrix

قابل ارزیابی باشـــد و از تاثیر غالب بودن کلاس‌های پر تعداد در ماتریس خام جلوگیری شـــود. به عبارت دیگر، این روش امکان مقایسه عادلانه و دقیق‌تر بین کلاس‌ها را فراهم می‌کند و تحلیل‌های مربوط به نقاط قوت و ضعف مدل را عمیق‌تر و قابل فهم‌تر می‌سازد.



شکل ۶- نمودار ماتریس آشفتگی نرمال شده مدل آموزش‌دیده

Fig 6. Normalized Confusion Matrix of the Trained Model

بررســی ماتریس آشـفتگی نرمال شـده نشـان می‌دهد که مدل پیشنهادی از دقت مناسبی در طبقه‌بندی و تشخیص اکثر دسته‌های بیماری برخوردار بوده اسـت. به‌طور مشـخص، دسـته‌های سـوختگی شـکوفه، لکه برگی زاویه‌دار، گیاهان سـالم و لکه برگی با مقادیر دقت نرمال شـــده به ترتیب برابر با ۱/۰۰، ۰/۹۴، ۰/۹۴ و ۰/۹۳، عملکرد بسـیار مطلوبی از خود نشـان داده‌اند (شـکل ۶). این نتایج بیانگر آن هسـتند که مدل توانسـته اسـت الگوهای ظاهری و ویژگی‌های متمایز این بیماری‌ها را به خوبی فرا گیرد و با دقت بالا از سـایر دسـته‌ها تفکیک نماید.

با این حال، عملکرد مدل در برخی دسـته‌های دیگر با چالش همراه بوده اسـت. به عنوان نمونه، دسـته پوسـیدگی آنتراکنوز میوه با دقت نرمال شـده ۰/۸۰ و دسـته کپک خاکسـتری با دقت ۰/۸۳، نشـان‌دهنده کاهش نسـبی دقت در مقایسـه با دسـته‌هایی مانند دسـته‌های غالب یا بارز هسـت که مدل در آن‌ها عملکرد مطلوب‌تری داشته است. به‌ویژه، توجه به وضعیت عملکرد مدل در دسته سفیدک پودری میوه با دقت تنها ۰/۷۵ و سـفیدک پودری برگ با ۰/۸۲، بیانگر آن اسـت که مدل در تشـخیص صـحیح این دو دسـته که از لحاظ ویژگی‌های ظاهری دارای تشابه و گاه دچار هم‌پوشانی هستند، سردرگم عمل کرده است. این مسأله احتمالاً به دلیل شباهت بافتی، رنگی و ساختاری بین نواحی آلوده به بیماری و پس‌زمینه‌های مشابه رخ داده است.

از طرف دیگر، دسـته پس زمینه با دقت پایین و پراکندگی بالا در پیش‌بینی اشـتباه برای سـایر دسـته‌ها، چالش‌برانگیزترین بخش از عملکرد مدل محسـوب می‌شـود. برای نمونه، مقادیر غیرقابل چشم‌پوشی از نمونه‌های مربوط به دسته‌های کپک خاکستری (۱۷ درصد)، سـفیدک پودری میوه (۲۵ درصد) و حتی گیاه سـالم (۵ درصد) به اشـتباه به عنوان پس زمینه طبقه‌بندی شـده‌اند. این خطا می‌تواند ناشی از شباهت‌های ظاهری میان نواحی سالم یا کم‌علائم با پس‌زمینه‌های گیاهی یا محیطی باشد. همچنین ۲۸ درصد از موارد دسـته پس زمینه نیز به اشـتباه در دسـته سـالم قرار گرفته‌اند که احتمال کم‌رنگ بودن علائم در تصـاویر پس‌زمینه یا عدم تنوع کافی داده‌ها را مطرح می‌کند.

از منظر عملکرد کلی، مدل در تفکیک دسـته‌های غالب و مشـخص عملکرد مطلوبی دارد، اما در مواجهه با دسـته‌های با ویژگی‌های همپوشان یا کم‌نمونه (مانند سفیدک پودری میوه و پس زمینه) دچار کاهش دقت شـده اسـت. این وضـعیت می‌تواند با راهکارهایی همچون افزایش حجم داده برای دسـته‌های کم‌نمونه، اسـتفاده از روش‌های افزایش داده، پیاده‌سـازی مدل‌های تشـخیص مبتنی بر نواحی توجه و یا بهره‌گیری از توابع زیان وزن‌دار نظیر تابع زیان متمرکز بهبود یابد.

در مجموع، نتایج حاصل از ماتریس آشفتگی نرمال شده تأیید می‌کند که مدل از توانمندی بالایی در تشـخیص دسـته‌های بارز، یعنی کلاس‌هایی که ویژگی‌های ظاهری آن‌ها (مانند رنگ، بافت یا شکل) نسبت به سایر دسته‌ها متمایز و قابل‌تفکیک‌تر است، برخوردار اسـت. با این حال، به‌منظور افزایش قابلیت اعتماد مدل در شـرایط واقعی و داده‌های پیچیده‌تر، بهینه‌سـازی‌های هدفمند در طراحی و آموزش مدل توصیه می‌شود.

مدل در طبقه‌بندی بیماری‌هایی با داده کافی و ویژگی‌های ظاهری بارز عملکرد بسـیار خوبی داشـته اسـت، اما در طبقه‌بندی دسته‌هایی با داده‌های کمتر یا شباهت ساختاری با سایر دسته‌ها با چالش‌هایی روبه‌روست.

۴-۵- مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف

جهت ارزیابی عملکرد مدل پیشـنهادی YOLO11L، عملکرد آن با چهار نسخه از مدل YOLOv8 (n, m, l, x) و مدل بهینه‌شده D-YOLO مقایسه شد (Van Tran et al., 2024; Wu et al., 2025). معیارهای ارزیابی شـامل میانگین دقت در آسـتانه ۰/۵ (mAP@50)، بازخوانی و دقت می‌باشند. نتایج حاصل از آزمایش‌ها در جدول ۳ خلاصه شده است.

مدل YOLO11L، که در این مطالعه آموزش داده شـده اسـت، در هر سه معیار ارزیابی مدنظر عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها ارائه داده اسـت. این مدل توانسـت به mAP@50 معادل ۰/۹۰۹ دست یابد که بالاترین مقدار در میان تمامی مدل‌های مقایسه‌شده اسـت. همچنین میزان بازخوانی ۰/۸۶۳ و دقت ۰/۸۸۶ مدل این

مطالعه بیانگر قابلیت بالای آن در تشخیص کامل و دقیق اشیاء در تصاویر ورودی می‌باشد.

جدول ۳- مقایسه عملکرد چند مدل تشخیص بیماری‌های توت‌فرنگی

Table 3. Comparison of the performance of strawberry disease detection models

مدل Model	دقت(P) Precision	بازخوانی(R) Recall	میانگین متوسط دقت mAP@50
YOLOv8n	0.850	0.845	0.879
YOLOv8m	0.768	0.828	0.868
YOLOv8l	0.809	0.809	0.865
YOLOv8x	0.819	0.819	0.860
D-YOLO	0.876	0.854	0.905
YOLO11L	**0.886**	**0.863**	**0.909**

در مقایسه با مدل‌های YOLOv8، مشاهده می‌شود که اگرچه افزایش اندازه مدل‌ها از نسخه نانو (YOLOv8n) به نسخه‌های بزرگ‌تر (YOLOv8x) باعث بهبود نسبی در بازخوانی می‌شود، اما این روند همواره با کاهش یا نوسان در دقت همراه بوده است. به‌عنوان مثال، مدل YOLOv8m با وجود افزایش پیچیدگی نسبت به YOLOv8n، دقت کمتری (۰/۷۶۸) دارد.

مدل D-YOLO نیز عملکرد قابل قبولی از خود نشان داده و با mAP@50 معادل ۰/۹۰۵، نزدیک‌ترین مدل به YOLO11L از نظر میانگین متوسط دقت محسوب می‌شود. با این حال، YOLO11L در هر سه شاخص ارزیابی، عملکرد بهتری داشته که نشان‌دهنده بهبود معماری و اثربخشی روش‌های به‌کاررفته در آموزش مدل پیشنهادی است.

به‌طور کلی، نتایج مدل‌سازی نشان می‌دهد که مدل YOLO11L با ترکیب مناسب از دقت بالا و بازخوانی مطلوب، نسبت به مدل‌های پایه و بهینه‌شده موجود عملکرد برتری دارد و می‌تواند در کاربردهای عملی تشخیص اشیاء، به‌ویژه در سناریوهایی که دستیابی به دقت بالا در آن‌ها ضروری است، مورد استفاده قرار گیرد.

۵- نتیجه‌گیری نهایی

این مطالعه به توسعه یک سامانه پیشرفته تشخیص بیماری‌های توت‌فرنگی مبتنی بر معماری به‌روز YOLO11L منجر شد که موفق به دستیابی به میانگین متوسط دقت ۹۰/۹ درصد در آستانه پنجاه درصد (mAP@50) شد. مدل پیشنهادی، در شناسایی بیماری‌هایی با علائم ظاهری مشخص از جمله سوختگی شکوفه (دقت ۹۹/۵ درصد) و لکه برگی (دقت ۹۴/۳ درصد) عملکردی بسیار مطلوبی را از خود نشان داد. با این حال، در طبقه‌بندی بیماری‌ها با نشانه‌های ظاهری مشابه نظیر سفیدک پودری میوه (دقت ۸۲/۷ درصد) و کپک خاکستری (دقت ۸۹/۱ درصد)، افت نسبی در میزان دقت مشاهده شد که عمدتاً ناشی از دو عامل کلیدی بود: (۱) ناکافی بودن داده‌های آموزشی برای این دسته‌ها و (۲) هم‌پوشانی بالا در الگوهای ظاهری میان آن‌ها.

از منظر فنی، این پژوهش چندین نوآوری قابل‌توجه را ارائه نموده است. نخست، طراحی و پیاده‌سازی موفق چارچوبی مبتنی بر YOLO11L که توانایی شناسایی الگوهای پیچیده تصویری در داده‌های گیاهی را داراست. دوم، بهینه‌سازی جامع فرآیند آموزش مدل از طریق به‌کارگیری تکنیک‌های پیشرفته‌ای نظیر داده‌افزایی هدفمند، تنظیم خودکار هایپرپارامترها با بهره‌گیری از الگوریتم جستجوی Optuna، و استفاده از توابع زیان تخصصی با هدف افزایش دقت و پایداری مدل. سوم، انجام تحلیل‌های دقیق و نظام‌مند پیرامون عملکرد مدل در سناریوهای مختلف تشخیص، به منظور شناسایی نواحی قوت و ضعف معماری پیشنهادی.

در ادامه این پژوهش، پیشنهاد می‌شود که دامنه داده‌های آموزشی با تنوع بیشتری از شرایط نوری، پس‌زمینه‌ها و مراحل مختلف رشد توت‌فرنگی گسترش یابد تا مدل YOLO11 بتواند در محیط‌های واقعی و مزارع گوناگون عملکرد بهتری داشته باشد. علاوه بر این، استفاده از تصاویر چندطیفی[1] یا فراطیفی[2] می‌تواند به شناسایی علائم اولیه بیماری‌ها که با چشم غیرمسلح قابل مشاهده نیستند، کمک کند. ادغام YOLO11 با روش‌های پس‌پردازش تصویر و الگوریتم‌های تحلیل زمانی[3] نیز می‌تواند به پایش پیوسته سلامت گیاه و پیش‌بینی روند پیشرفت بیماری منجر شود. در زمینه بهبود عملکرد مدل، بررسی نسخه‌های بهینه‌شده YOLO با استفاده از الگوریتم‌های کاهش وزن شبکه[4] و کوانتیزاسیون[5] برای پیاده‌سازی در دستگاه‌های کم‌قدرت نظیر پهپادها یا ربات‌های مزرعه‌ای توصیه می‌شود. همچنین، توسعه یک سامانه هشدار هوشمند که بتواند نتایج شناسایی را به‌صورت آنی به کشاورزان ارسال کند، می‌تواند کاربرد عملی این پژوهش را در مدیریت هوشمند مزارع به میزان قابل توجهی افزایش دهد.

از دیدگاه کاربردی، سامانه ارائه‌شده ظرفیت قابل‌توجهی در بهبود راهکارهای مدیریت بیماری‌های گیاهی از طریق کاربردهایی نظیر پایش هوشمند مزارع و گلخانه‌ها، تلفیق با سامانه‌های هوابرد بدون سرنشین جهت نظارت در مقیاس وسیع، و همچنین کاهش مصرف غیرهدفمند آفت‌کش‌ها به واسطه تشخیص دقیق و موقعیتی بیماری‌ها دارد.

[1] Multispectral
[2] Hyperspectral
[3] Temporal Analysis
[4] Model Compression
[5] Quantization

منابع

Aljawasim, B. D., Samtani, J. B., & Rahman, M. (2023). *New insights in the detection and management of anthracnose diseases in strawberries*. Plants, 12(21), 3704. https://doi.org/10.3390/plants12213704

Bai, Y., Yu, J., Yang, S., & Ning, J. (2024). *An improved YOLO algorithm for detecting flowers and fruits on strawberry seedlings*. Biosystems Engineering, 237, 1–12. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2023.11.008

Carisse, O., & Fall, M. L. (2021). *Decision Trees to Forecast Risks of Strawberry Powdery Mildew Caused by Podosphaera aphanis*. Agriculture, 11(1). https://doi.org/10.3390/agriculture11010029

Chen, M., Zou, W., Niu, X., Fan, P., Liu, H., Li, C., & Zhai, C. (2025). *Improved YOLOv8-Based Segmentation Method for Strawberry Leaf and Powdery Mildew Lesions in Natural Backgrounds*. Agronomy, 15(3), 525. https://doi.org/10.3390/agronomy15030525

Dholi, P. K., Khatiwada, P., Basnet, B., & Bhandari, S. (2023). *An Extensive Review of Strawberry (Fragaria× ananassa) Diseases and Integrated Management Approaches*: Current Understanding and Future Directions. Fundamental and Applied Agriculture, 8(4), 655–667. https://doi.org/10.5455/faa.136385

Hernández-Martínez, N. R., Blanchard, C., Wells, D., & Salazar-Gutiérrez, M. R. (2023). *Current state and future perspectives of commercial strawberry production: A review*. Scientia Horticulturae, 312, 111893. https://doi.org/10.1016/j.scienta.2023.111893

Maghsoodi, F., Taheri, P., & Tarighi, S. (2025). *Isolation, characterization and control of Botrytis spp. pathogenic on strawberry in Iran*. Heliyon, 11(2). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2025.e42037

Meyers, K. J., Watkins, C. B., Pritts, M. P., & Liu, R. H. (2003). *Antioxidant and antiproliferative activities of strawberries*. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 51(23), 6887–6892. https://doi.org/10.1021/jf034506n

Osdaghi, E. (2024). Xanthomonas fragariae (angular leaf spot of strawberry). https://doi.org/10.1079/cabicompendium.56934

Samtani, J. B., Rom, C. R., Friedrich, H., Fennimore, S. A., Finn, C. E., Petran, A., Wallace, R. W., Pritts, M. P., Fernandez, G., & Chase, C. A. (2019). *The status and future of the strawberry industry in the United States*. HortTechnology, 29(1), 11–24. https://doi.org/10.21273/HORTTECH04135-18

Shin, J., Chang, Y. K., Heung, B., Nguyen-Quang, T., Price, G. W., & Al-Mallahi, A. (2021). *A deep learning approach for RGB image-based powdery mildew disease detection on strawberry leaves*. Computers and Electronics in Agriculture, 183, 106042. https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106042

Shoaib, M., Shah, B., Ei-Sappagh, S., Ali, A., Ullah, A., Alenezi, F., Gechev, T., Hussain, T., & Ali, F. (2023). *An advanced deep learning models-based plant disease detection: A review of recent research.* Frontiers in Plant Science, 14, 1158933. https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1158933

Van Tran, T., Do Ba, Q.-H., Tran, K. T., Nguyen, D. H., Dang, D. C., & Dinh, V.-L. (2024). *Designing a Mobile Application for Identifying Strawberry Diseases with YOLOv8 Model Integration*. International Journal of Advanced Computer Science & Applications, 15(3). https://doi.org/10.14569/ijacsa.2024.0150351

Wai, T. T., Aye, M., & Hla, T. T. (2025). *Comparative Evaluation of Inception V3 and YOLOv8 for Strawberry Plant Diseases Classification Using Deep Learning Models*. The Indonesian Journal of Computer Science, 14(1). https://doi.org/10.33022/ijcs.v14i1.4750

Wu, E., Ma, R., Dong, D., & Zhao, X. (2025). *D-YOLO: A Lightweight Model for Strawberry Health Detection*. Agriculture, 15(6). https://doi.org/10.3390/agriculture15060570