



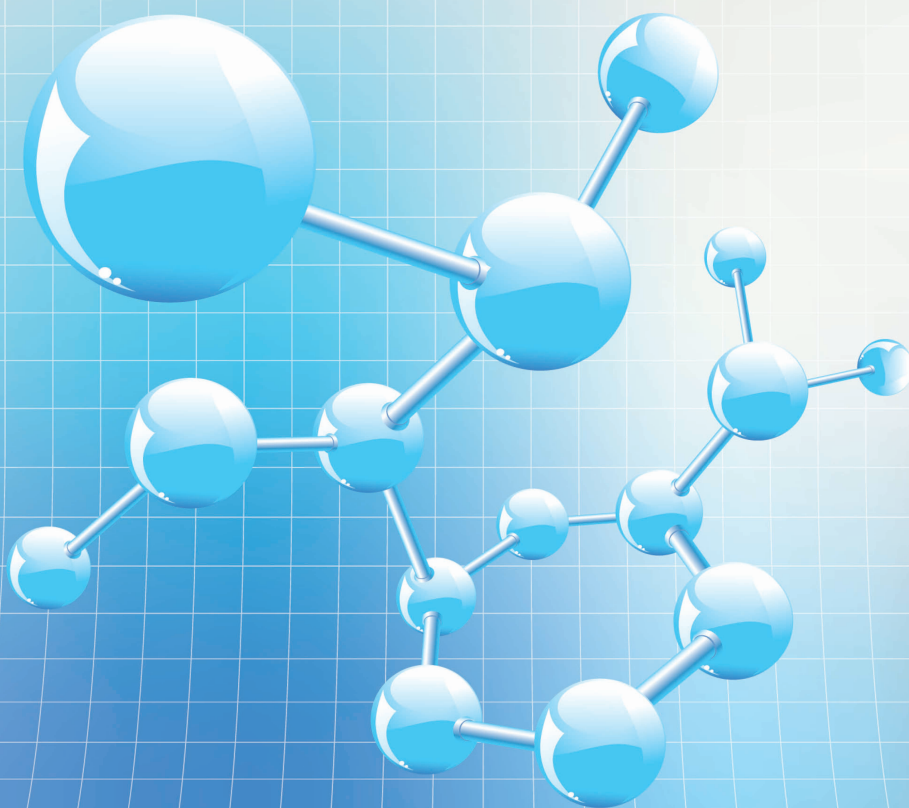
**Tạp chí**

# **NGHIÊN CỨU KHOA HỌC**

**ĐẠI HỌC SAO ĐỎ**

**SCIENTIFIC JOURNAL - SAO DO UNIVERSITY**

**P. ISSN 1859-4190  
E. ISSN 2815-553X**



**Số 3 (91)**

**2025**

**P. ISSN 1859-4190**  
**E. ISSN 2815-553X**

■ **Tổng Biên tập**

TS. Đỗ Văn Đình

■ **Phó Tổng biên tập**

TS. Nguyễn Thị Kim Nguyễn

■ **Thư ký Tòa soạn**

PGS.TS. Ngô Hữu Mạnh

■ **Hội đồng Biên tập**

**TS. Nguyễn Thị Kim Nguyễn - Chủ tịch Hội đồng**

GS.TS. Phạm Thị Ngọc Yến

PGS.TSKH. Trần Hoài Linh

PGS.TS. Nguyễn Văn Liên

GS.TSKH. Thân Ngọc Hoàn

GS.TSKH. Bành Tiến Long

GS.TS. Nguyễn Đức Toàn

PGS.TS. Lê Thu Quý

GS.TS. Lê Anh Tuấn

GS.TS. Đinh Văn Sơn

PGS.TS. Trương Thị Thủy

PGS.TS. Nguyễn Thị Bất

GS.TS. Đỗ Quang Khang

PGS.TS. Ngô Sỹ Lương

PGS.TS. Khuất Văn Ninh

GS.TSKH. Phạm Hoàng Hải

PGS.TS. Đoàn Ngọc Hải

PGS.TS. Nguyễn Ngọc Hà

GS.TS. Yu Ming Zhang

GS.TS. Nguyễn Văn Anh

■ **Ban Biên tập**

TS. Vũ Văn Đông - Trưởng ban

ThS. Đoàn Thị Thu Hằng - Phó Trưởng ban

■ **Editor-in-Chief**

Dr. Do Van Dinh

■ **Vice Editor-in-Chief**

Dr. Nguyen Thi Kim Nguyen

■ **Office Secretary**

Assoc.Prof.Dr. Ngo Huu Manh

■ **Editorial Board**

**Dr. Nguyen Thi Kim Nguyen - Chairman**

Prof.Dr. Pham Thi Ngoc Yen

Assoc.Prof.Dr.Sc. Tran Hoai Linh

Assoc.Prof.Dr. Nguyen Van Lien

Prof.Dr.Sc. Than Ngoc Hoan

Prof.Dr.Sc. Banh Tien Long

Prof.Dr. Nguyen Duc Toan

Assoc.Prof.Dr. Le Thu Quy

Prof.Dr. Le Anh Tuan

Prof.Dr. Dinh Van Son

Assoc.Prof.Dr. Truong Thi Thuy

Assoc.Prof.Dr. Nguyen Thi Bat

Prof.Dr. Do Quang Khang

Assoc.Prof.Dr. Ngo Sy Luong

Assoc.Prof.Dr. Khuat Van Ninh

Prof.Dr.Sc. Pham Hoang Hai

Assoc.Prof.Dr. Doan Ngoc Hai

Assoc.Prof.Dr. Nguyen Ngoc Ha

Prof.Dr. Yu Ming Zhang

Prof.Dr. Nguyen Van Anh

■ **Editorial**

Dr. Vu Van Dong - Head

MSc. Doan Thi Thu Hang - Deputy Head

**Địa chỉ Tòa soạn:**

Trường Đại học Sao Đỏ.

Số 76, Nguyễn Thị Duệ, KDC Thái Học 2, P. Chu Văn An, TP. Hải Phòng.

Điện thoại: (0220) 3587213, Fax: (0220) 3882 921, Hotline: 0912 107858/0936 847980.

Website: <http://tapchikhcn.saodo.edu.vn/>Email: [tapchikhcn@saodo.edu.vn](mailto:tapchikhcn@saodo.edu.vn).

Giấy phép xuất bản số: 620/GP-BTTTT ngày 17/9/2021 của Bộ Thông tin và Truyền thông.

In 2.000 bản, khổ 21 × 29,7cm, tại Công ty TNHH in Tre Xanh, cấp ngày 17/02/2011.

**LIÊN NGÀNH ĐIỆN - ĐIỆN TỬ - TỰ ĐỘNG HÓA**

- |   |    |  |
|---|----|--|
| Phương pháp phân loại sâu bệnh cho đồng lúa bằng máy bay không người lái và kỹ thuật học sâu                                | 5  | Hà Minh Tuấn<br>Phạm Đức Khấn<br>Lê Ngọc Hòa<br>Nguyễn Thị Sim                             |
| Ứng dụng thuật toán nhận diện vật thể YOLOv11 và sinh trắc vân tay, đề xuất mô hình cổng tự động nhà xe học sinh, sinh viên | 11 | Lý Quang Minh<br>Phạm Như Phẩm<br>Hồ Thị Dung  |
| Nghiên cứu ứng dụng thị giác máy tính để tự động hóa công đoạn kiểm tra mạch PCB  | 18 | Nguyễn Ngọc Đức<br>Hà Nhật Tiến Dương<br>Đoàn Văn Khánh<br>Phạm Thành Đạt<br>Vũ Trường Hải |
| Phát triển hệ thống phát hiện không thắt dây an toàn đúng quy định trên ô tô dựa trên mạng YOLOv11                          | 25 | Hoàng Thị An   |
| Đô thị thông minh với sự quản lý giám sát của cảm biến IoT  | 32 | Lê Thị Thanh Bình  |
| Khung nhận dạng hai giai đoạn để kiểm tra ngoại quan các sản phẩm đa thành phần   | 35 | Hà Minh Tuấn<br>Lê Ngọc Hòa<br>Nguyễn Trương Huy<br>Nguyễn Thị Việt Hương                  |

**LIÊN NGÀNH CƠ KHÍ - ĐỘNG LỰC**

- |   |    |                                |
|---|----|--------------------------------|
| Nghiên cứu ảnh hưởng của thông số chế độ cắt đến độ nhám bề mặt khi gia công thép không gỉ S136 trên máy phay CNC               | 41 | Mạc Thị Nguyên<br>Đào Văn Kiên |
| Nghiên cứu ảnh hưởng của chiều dài mũi may, chiều cao trục vít và chiều cao thanh răng đến biến dạng đường may tra khóa giọt lệ | 50 | Bùi Thị Loan<br>Nguyễn Thị Hồi |
| Ảnh hưởng mật độ mũi may, chỉ số chỉ và số lớp vải đến hệ số tiêu hao chỉ trên đường may 301 và 401                             | 57 | Tạ Văn Hiến<br>Nguyễn Thị Hiền |
| Đánh giá hiệu quả bộ giảm chấn kết cấu đàn hồi nhớt trong kiểm soát rung động địa chấn và gió                                   | 63 | Dương Thị Hà                   |

**NGÀNH KINH TẾ**

- Nghiên cứu các nhân tố ảnh hưởng đến ý định khởi nghiệp của thanh niên khu vực Hải Dương cũ (thành phố Hải Phòng) 70 Vũ Mạnh Cường  
Nguyễn Thị Thủy  
Lương Thị Hoa
- Đào tạo nguồn nhân lực cho các khu công nghiệp tỉnh Hải Dương cũ (nay thuộc thành phố Hải Phòng): Thực trạng và mô hình đề xuất 76 Nguyễn Thị Kim Nguyên  
Nguyễn Thị Nhan
- Các yếu tố ảnh hưởng đến sự hài lòng của người tiêu dùng khi mua hàng trên TikTok Shop tại Thành phố Hà Nội 82 Vũ Mạnh Cường  
Nguyễn Thị Ngọc Mai  
Lê Thị Huyền  
Đào Thị Kim Tuyến
- Nghiên cứu việc thực hiện trách nhiệm và nghĩa vụ thuế của doanh nghiệp nhỏ và vừa ở Việt Nam: Góc nhìn từ số liệu quyết toán thuế và xử phạt vi phạm 89 Đinh Thị Kim Thiết  
Nguyễn Hải Hà
- CSR và ý định mua hàng của thế hệ Gen Z tại Việt Nam: Bằng chứng từ ngành Thời trang 95 Vũ Mạnh Cường  
Hoàng Thị Hoa  
Hoàng Thị Thu Trang

**LIÊN NGÀNH TRIẾT HỌC - XÃ HỘI HỌC - CHÍNH TRỊ HỌC**

- Chuyển đổi số trong dạy học các môn Lý luận chính trị tại Trường Đại học Sao Đỏ hiện nay 102 Nguyễn Mạnh Tường
- Xây dựng gia đình văn hóa Việt Nam trong thời kỳ hội nhập toàn cầu 106 Phùng Thị Lý
- Nhận thức và vận dụng chủ nghĩa xã hội khoa học ở Việt Nam hiện nay 111 Nguyễn Thị Nhan  
Nguyễn Thị Nga
- Giáo dục đại học trong nền kinh tế số ở Việt Nam hiện nay 118 Phạm Xuân Đức
- Tư tưởng chính trị của Ngô Thì Nhậm, ý nghĩa đương thời và giá trị thời đại 123 Phạm Văn Dự

**TITLE FOR ELECTRICITY - ELECTRONICS - AUTOMATION**

- |  |    |  |
|--|----|--|
| Disease classification method for rice fields using drones and deep learning technique   | 5  | Ha Minh Tuan<br>Pham Duc Khan<br>Le Ngoc Hoa<br>Nguyen Thi Sim                             |
| Applying object recognition algorithm YOLOv11 and fingerprint biometrics, proposing an automatic gate model for student parking lots | 11 | Ly Quang Minh<br>Pham Nhu Pham<br>Ho Thi Dung  |
| Research on applying computer vision for automating PCB inspection processes   | 18 | Nguyen Ngoc Duc<br>Ha Nhat Tien Duong<br>Doan Van Khanh<br>Pham Thanh Dat<br>Vu Truong Hai |
| An automobile seatbelt non-compliance detection system developed with the YOLOv11 network  | 25 | Hoang Thi An   |
| Smart city with IoT sensor monitoring management   | 32 | Le Thi Thanh Binh  |
| A two-stage identification framework for visual inspection of multi-component products   | 35 | Ha Minh Tuan<br>Le Ngoc Hoa<br>Nguyen Truong Huy<br>Nguyen Thi Viet Huong                  |

**TITLE FOR MECHANICAL AND DRIVING POWER ENGINEERING**

- |  |    |                                |
|--|----|--------------------------------|
| Study on the effect of cutting parameters on surface roughness during CNC milling of S136 stainless steel                                    | 41 | Mac Thi Nguyen<br>Dao Van Kien |
| Study on the influence of stitch length, screw height and gear bar height to on zipper stitch deformation                                    | 50 | Bui Thi Loan<br>Nguyen Thi Hoi |
| The influence of stitch density, thread count and number of fabric layers on the sewing thread consumption coefficient on stitch 301 and 401 | 57 | Ta Van Hien<br>Nguyen Thi Hien |
| Evaluate the effectiveness of viscous elastic dampers in controlling seismic and wind-induced vibrations                                     | 63 | Duong Thi Ha                   |

**TITLE FOR ECONOMICS**

- Research on the factors affecting entrepreneurial intentions among the youth in the old Hai Duong area (Hai Phong city) 70 Vu Manh Cuong  
Nguyen Thi Thuy  
Luong Thi Hoa
- Training human resources for Industrial zones in the former Hai Duong province (now part of Hai Phong city): Current situation and proposed, model 76 Nguyen Thi Kim Nguyen  
Nguyen Thi Nhan
- Factors affecting consumer satisfaction when shopping on TikTok shop in Hanoi city 82 Vu Manh Cuong  
Nguyen Thi Ngoc Mai  
Le Thi Huyen  
Dao Thi Kim Tuyen
- Research on tax compliance of small and medium enterprises in VietNam: Perspectives from tax settlement data and violation penalties 89 Dinh Thi Kim Thiet  
Nguyen Hai Ha
- CSR and purchase intention of generation Z in Vietnam: Evidence from the fashion industry 95 Vu Manh Cuong  
Hoang Thi Hoa  
Hoang Thi Thu Trang

**TITLE FOR PHILOSOPHY - SOCIOLOGY - POLITICAL SCIENCE**

- Digital transformation in teaching political theory subjects at Sao Do University today 102 Nguyen Manh Tuong
- Building Vietnamese cultural families in the period of global integration 106 Phung Thi Ly
- Theoretical and practical values of scientific socialism in the construction of a fair, democratic and civilized society in Vietnam today 111 Nguyen Thi Nhan  
Nguyen Thi Nga
- Higher education in the digital economy in Vietnam now 118 Pham Xuan Duc
- Ngo Thi Nham's political thought, contemporary significance and contemporary values 123 Pham Van Du

# Disease classification method for rice fields using drones and deep learning technique

## Phương pháp phân loại sâu bệnh cho đồng lúa bằng máy bay không người lái và kỹ thuật học sâu

Ha Minh Tuan\*, Pham Duc Khan, Le Ngoc Hoa, Nguyen Thi Sim

\* Corresponding Author: minhluanha031@gmail.com

Sao Do University

Received date: 02/12/2024

Accepted date: 17/4/2025

Published date: 29/8/2025

### Abstract

The detection of pests and diseases in rice fields plays a crucial role as it directly affects crop yield and quality. However, current inspection methods are often labor-intensive and not highly effective. Therefore, this paper proposes a method that uses drones to collect aerial image data, combined with the EfficientNet-B0 deep learning model, to classify common pests and diseases in rice crops. To improve classification accuracy, this paper also applies a combined loss function between Cross-Entropy and Dice Loss. Experimental results show that this method achieves high classification performance, demonstrating its feasibility and superior effectiveness compared to traditional methods.

**Keywords:** Disease classification; deep learning; EfficientNet model; data augmentation.

### Tóm tắt

Việc phát hiện sâu bệnh trên đồng lúa có vai trò quan trọng vì nó ảnh hưởng trực tiếp đến năng suất và chất lượng mùa màng. Tuy nhiên, các phương pháp kiểm tra sâu bệnh hiện nay thường đòi hỏi nhiều công sức nhưng hiệu quả mang lại chưa cao. Vì vậy, bài báo này đề xuất phương pháp sử dụng máy bay không người lái để thu thập dữ liệu ảnh từ trên cao, kết hợp với mô hình học sâu EfficientNet-B0 nhằm phân loại các loại sâu bệnh phổ biến trên cây lúa. Để nâng cao độ chính xác trong phân loại, nghiên cứu còn áp dụng hàm tổn thất kết hợp giữa Cross-Entropy và Dice Loss. Kết quả thí nghiệm cho thấy phương pháp này đạt hiệu suất phân loại cao, chứng minh tính khả thi và hiệu quả vượt trội so với các phương pháp truyền thống.

**Từ khóa:** Phân loại sâu bệnh; học sâu; mô hình EfficientNet; tăng cường dữ liệu.

### 1. INTRODUCTION

The rice farming industry plays an important role in the national economy and society, not only providing essential food sources but also contributing to food security stability and creating jobs for millions of farmers. However, rice fields often face many types of pests and diseases, such as brown planthoppers, leafrollers, rice blast, and bacterial leaf blight. These pests and diseases can cause significant damage, reducing the yield and quality of rice, leading to substantial economic losses.

Currently, techniques for inspecting and detecting pests and diseases in rice crops include manual inspection, the use of drones combined with satellite imagery, and the application of artificial intelligence (AI)

in image analysis. The manual method, although it can accurately identify the type of pests and diseases, is time-consuming, labor-intensive, and difficult to apply to large fields. Visual inspection techniques using drones are becoming increasingly popular for monitoring pests in rice fields. This method allows for aerial photography with a wide field of view, quickly covering the entire rice-growing area. The data collected can be analyzed visually or combined with AI algorithms to identify pests and diseases. The advantage of this method is that it saves time and effort while providing detailed and accurate information about the condition of the entire field. However, its limitation lies in the high initial investment cost for drones and image analysis systems, along with the requirement for complex operational skills. Some common pests and diseases in rice fields that can be clearly observed using drone cameras include golden apple snails (GAS), brown planthoppers (BP) and leaf rollers (LR). These pests

Reviewers: 1. Prof.Dr. Science. Tran Hoai Linh  
2. Ass.Pro.PhD. Le Van Hung

have distinctive colors and shapes that are relatively easy to identify in images. For instance, golden apple snail eggs have a characteristic red color, brown planthoppers are small with a dark brown color, and leaf rollers typically leave rolled damage marks on rice leaves. This makes image analysis more convenient and effective during field inspection.

From the above analysis, it can be seen that manual pest inspection in rice fields faces many challenges due to time consumption, labor requirements, and inefficiency. The use of drones has significantly improved the monitoring process but has yet to achieve optimal performance without the integration of automatic analysis tools. Therefore, the pest inspection and detection method using drones combined with a deep learning model, as proposed in this paper, aims to automate and enhance the accuracy of pest identification. This paper includes the following main sections: Related Works will explore current pest detection techniques in agriculture and point out their limitations. Methodology and Data will present the approach, from the data collection process using drones, preprocessing steps, to the deep learning model used for pest identification, along with a description of the dataset and the labeling of pest species such as golden apple snails, brown planthoppers, and leafrollers based on their color and shape. Experimental Results will provide experimental results, including the accuracy of the model in detecting pests, and compare its effectiveness with traditional methods. Finally, the Conclusion will summarize the key contributions, emphasizing the benefits of using drones combined with deep learning in pest management on rice fields and proposing future development directions.

## 2. RELATED WORKS

Pest inspection and detection in rice fields are extremely important because pests can cause significant damage to crop yields and quality, leading to substantial economic losses for farmers and affecting the food supply. Timely detection of pests such as brown planthoppers, leafrollers, or golden apple snails helps implement effective control measures, prevent their spread, and protect crops. Currently, various inspection methods are being applied, ranging from traditional methods like manual inspection directly in the fields to the application of technology, such as using drones for aerial photography combined with artificial intelligence (AI) for pest analysis and detection. Each method has its own advantages and disadvantages, which are analyzed as follows.

The method of visual observation has the advantage of being easy to implement, requiring no specialized equipment and being cost-effective. Farmers can

apply it directly in the field to check the condition of their rice crops. However, this method also has many drawbacks, such as requiring extensive experience and knowledge of pests from the farmer or expert. Moreover, detecting early signs of diseases is often difficult and easily overlooked. Additionally, this method faces limitations in clearly distinguishing between some types of pests with similar symptoms, leading to challenges in accurate treatment.

The PCR (Polymerase Chain Reaction) technique in pest and disease analysis offers many outstanding advantages [1, 2]. The accuracy of this method is very high as it can detect disease-causing viruses or bacteria at the molecular level, allowing for the precise identification of the cause of the disease. Additionally, PCR enables the detection of diseases at a very early stage, before clear symptoms appear, helping to prevent the spread and minimize damage. However, this technique also has significant drawbacks, such as high costs and the need for specialized equipment and skilled personnel. Furthermore, PCR cannot be applied directly in the field but must be conducted in a laboratory, making it difficult for quick and timely inspection on a large scale.

The artificial nose technique is a sensor system designed to mimic the olfactory abilities of humans and animals, helping to detect and analyze volatile organic compounds (VOC) in the air. In detecting pests and diseases in rice fields, an artificial nose can identify specific volatile compounds released by rice plants when infected by pests or diseases [3-5]. Each type of pest leaves a unique "scent signature", allowing this system to differentiate and detect diseases early. This method is groundbreaking, enabling farmers to monitor crop health more quickly and efficiently compared to traditional techniques. The advantages of the artificial nose technique include early disease detection, sensitivity to various volatile compounds, and its ability to be deployed on a large scale, especially when integrated with drones. However, drawbacks include the high investment cost for sensor devices and signal processing systems. Additionally, the system requires training with a large dataset of odors and must undergo regular maintenance and calibration to ensure accurate operation.

The use of image analysis technology and artificial intelligence (AI) in pest detection is bringing many positive changes to the agricultural sector. Some notable studies in this field include CNN models [6], Mask FRCNN networks [7] and EfficientNet [8, 9]. By capturing images of crops through drones or ground-based cameras, image analysis systems can collect detailed data on the condition of the plants. AI then processes and analyzes these images, identifying

signs of pests, such as changes in leaf color, shape, or specific damage patterns. This technology enables quick and accurate pest detection, helping farmers take timely action to minimize crop damage. Additionally, AI has the ability to learn and improve its performance over time, making the system increasingly smarter and more efficient. However, to achieve high accuracy, a large amount of training data and investment in specialized equipment are required.

With its distinct advantages, the EfficientNet model has recently been introduced in several agricultural research studies. In [10], authors proposed using EfficientNet-B0 for corn leaf disease classification, demonstrating superior performance compared to VGG16, ResNet, and DenseNet121 models with an impressive accuracy of 98.85%. Similarly, another study implemented EfficientNet-B2 for peach tree disease identification, achieving 96.6% accuracy after fine-tuning, outperforming both AlexNet and MobileNet [11]. Although U-Net is typically applied in image segmentation tasks, researchers in [12] successfully combined it with EfficientNet to enhance classification performance, reaching 99.91% accuracy. These studies collectively highlight the outstanding advantages of EfficientNet-B0: high performance with a compact architecture, and excellent resistance to overfitting through its MBConv mechanism and Swish activation function. Based on this analysis of related work, we conclude that EfficientNet-B0 is particularly well-suited for classifying pest and disease images in rice fields captured by drone-mounted cameras.

### 3. METHODOLOGIES AND DATA

To capture images for this study, we selected a 2MP resolution camera mounted beneath the drone at a 30-degree tilt relative to the horizontal plane, operating at an altitude of approximately 2 meters above the ground. This setup, combined with good weather conditions (low wind and no rain) and an integrated gimbal stabilization system, ensured sharp image quality while minimizing the impact of propeller-induced vibrations. Furthermore, we cropped the images at the center to 800×600 pixels, removing redundant information and lens distortion effects to reduce noise and improve overall image clarity. These preprocessing steps guaranteed that the input images consistently met the model's requirements for classification accuracy.

Because of the limited flight time per battery charge, multiple flights across different fields are required to collect the images. The original dataset, illustrated in Figure 1, includes 265 images of golden apple snails, 128 images of brown planthoppers, 185 images of leafrollers, and 320 images of healthy crops. Ten percent of these images were used as the testing set.

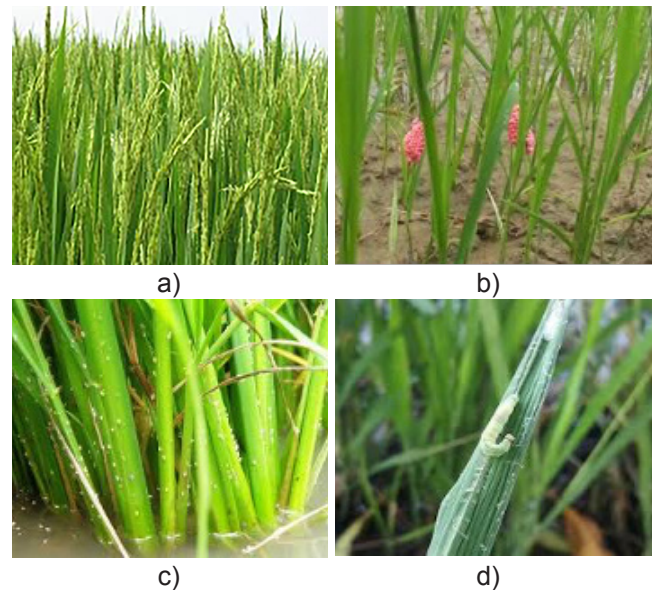


Figure 1. Illustration of sample images in the original dataset: (a) Healthy; (b) Golden Apple Snail; (c) Brown Planthopper; (d) Leaf Roller

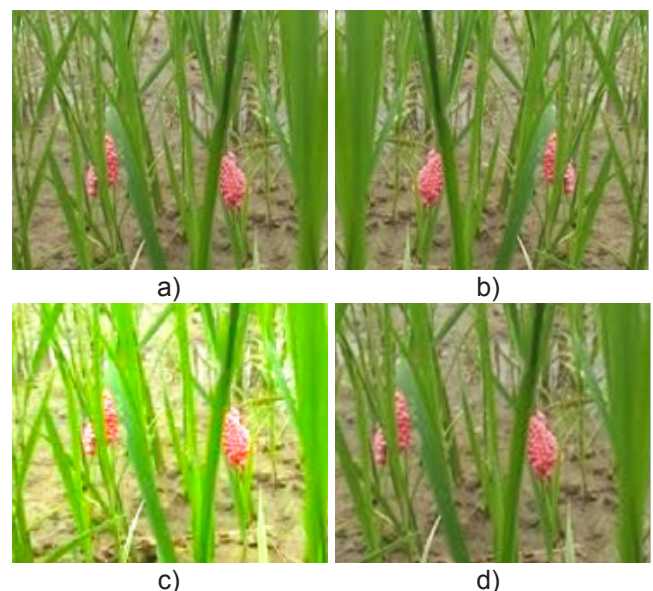


Figure 2. Illustration of data augmentation technique: (a) Original image, (b) Vertical flip; (c) Contrast change, (d) Zoom in

Due to the limited number of original images, data augmentation techniques were applied to enrich our dataset, as illustrated in Figure 2. Note that, for convenience in training and testing, these images were randomly cropped into smaller images with a size of 224×224 pixels. Some data augmentation techniques include geometric transformations such as zooming, scaling, flipping, and shifting, as well as pixel intensity modifications like adjusting brightness, contrast, blurring, sharpening, or adding noise. These methods enhance dataset diversity, improve the model's generalization ability, and reduce the risk of overfitting. As a result, the model becomes more robust and achieves higher accuracy when applied to real-world

data. After augmentation, the final dataset consisting of about 1600000 images was obtained. Finally, the dataset was divided into two parts: a training set and a validation set in an 80:20 ratio, ensuring effective training and evaluation of the model.

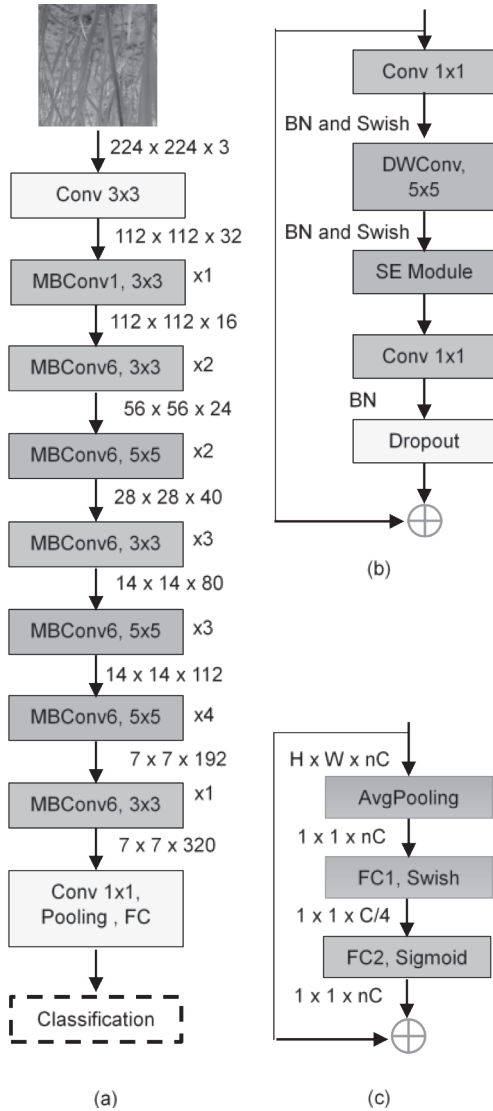


Figure 3. The structure of EfficientNet-B0

The model used in this paper is based on EfficientNet-B0, as shown in Figure 4. Here,  $\times n$  indicates that the layer is repeated  $n$  times, and  $n \times n$  refers to the size of the convolution kernel at that layer. MBConv stands for mobile bottleneck convolution. The input image size is  $224 \times 224 \times 3$ , and the final classification result is output through the convolution layer, MBConv1 layer, MBConv6 layer, pooling layer, and fully connected layer. The detailed structure of the MBConv block is presented in Figure 4(b). In this structure, Conv represents the convolution layer, BN denotes the batch normalization layers, Swish is the activation function, DWConv indicates the depthwise separable convolution layer, and SE stands for the squeeze-and-excitation block. The input feature map size is  $H \times W \times C$ , and its size is expanded by  $n$  times through the  $1 \times 1$  convolution layer. In the SE block

structure, AvgPooling refers to average pooling, and FC is the fully connected layer. Through this module, the dependencies between different channels can be learned adaptively.

To improve accuracy in the classification task, this paper employs an enhanced loss function, which is a combination of two loss functions: Cross-Entropy and Dice Loss, integrated into a single function. This function is calculated according to formula (1). The combination of these two loss functions is particularly beneficial in classification problems where there is a significant imbalance between class sizes or when smaller classes are easily overlooked.

$$L_{Combined} = \alpha \times L_{Cross\_Entropy} + (1 - \alpha) \times L_{Dice} \quad (1)$$

In which the Cross-Entropy Loss and Dice Loss are calculated according to formulas (2) and (3).

$$L_{Cross\_Entropy} = - \sum_{i=1}^C y_i \log(p_i) \quad (2)$$

$$L_{Dice} = 1 - \frac{2 \sum_{i=1}^N p_i y_i}{\sum_{i=1}^N p_i + \sum_{i=1}^N y_i} \quad (3)$$

Here,  $\alpha$  is the adjustment weight between Cross-Entropy Loss and Dice Loss (typically ranging from 0 to 1).  $p_i$  is the predicted probability of the model for class  $i$ ,  $y_i$  is the actual label and  $C$  is the number of classes.

Compared to conventional loss functions, the combined loss function of Dice Loss and Cross-Entropy has several significant advantages for disease classification in rice fields. First, it improves classification accuracy for smaller classes, e.g., brown planthoppers or leafrollers, as Dice Loss optimizes for difficult classes, while Cross-Entropy helps the model learn better from larger classes (such as healthy rice plants), thereby enhancing generalization in imbalanced problems common in agricultural datasets. Second, Dice Loss focuses on the similarity between predictions and actual labels, enhancing the ability to learn detailed features, which is particularly useful when working with drone-captured field images. Finally, this loss function minimizes the information loss from less common classes, ensuring early detection of economically important diseases and preserving important information that Cross-Entropy might overlook in real-world rice monitoring scenarios.

To train the model, we use PyTorch due to its flexibility, ease of use, and strong GPU support. The torchvision library provides a pre-trained EfficientNet-B0 model, making fine-tuning on a new dataset straightforward. Moreover, this library also provides other pre-trained models to support research and applications in computer vision.

During model training, the training parameters such as Learning rate = 0.001, Batch size = 32, Dropout = 30%, and Optimizer Adam provide numerous advantages. A small learning rate helps update weights stably, avoiding overshooting the global minimum and supporting Adam to optimize more effectively. A batch size of 32 balances the speed of updates and computational resources, allowing the model to be easily processed on GPUs and enhancing learning from noisy data. A dropout rate of 30% reduces overfitting, ensuring the model does not rely on specific neurons, thereby improving generalization capability. Finally, Adam, with its ability to adjust the learning rate flexibly and combine the advantages of Momentum and RMSProp, optimizes the training process quickly and stably. Thanks to these choices, the EfficientNet-B0 model can converge quickly, stably, and achieve high performance in classification tasks.

After training completion, the model is deployed for classifying common diseases in rice fields through the following workflow: (1) The drone's flight altitude and camera positioning are configured identically to the original data collection setup. (2) The drone captures images of the rice fields requiring inspection. (3) The drone-captured images undergo center cropping to small images with a resolution of 800×600 pixels. (4) Finally, these images are fed into our office-based computer system running the trained model for automated disease classification.

#### 4. EXPERIMENTAL RESULTS

In evaluating the performance of the disease classification model for rice plants, the metrics Precision (*Pre*), Recall (*Re*), and Accuracy (*Acc*) should all be utilized, as each metric provides different important information. Accuracy measures the ratio of correct predictions to the total number of samples, offering a general overview of the model's performance. However, in cases where there is an imbalance between the number of diseased plants and healthy plants, Accuracy may not be sufficient for accurately evaluating the model. Therefore, Precision and Recall need to be supplemented. Precision helps assess the ratio of correct disease predictions to the total predictions of disease, thereby minimizing incorrect treatment actions. Meanwhile, Recall measures the ability to detect all actual diseased plants, ensuring that no plants requiring intervention are overlooked. Combining all three metrics provides a more comprehensive evaluation of the model's performance while ensuring that the model accurately detects diseased plants without generating too many false alarms. In this paper, these metrics are defined according to formulas (4)-(6).

$$Pre = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$Re = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (6)$$

Where:

True Positive (*TP*) refers to the correctly detected diseased images;

False Positive (*FP*) refers to incorrectly detected images;

True Negative (*TN*) refers to non-diseased images detected correctly;

And False Negative (*FN*) refers to diseased images that were not detected.

Table 1. Evaluation of the accuracy of the proposed method

| Disease type | TP | FP | TN | FN | Pre  | Re   | Acc  |
|--------------|----|----|----|----|------|------|------|
| GAS          | 26 | 0  | 62 | 0  | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| BP           | 11 | 3  | 73 | 1  | 0.79 | 0.92 | 0.95 |
| LR           | 16 | 2  | 68 | 2  | 0.89 | 0.89 | 0.95 |
| Healthy      | 30 | 2  | 54 | 2  | 0.94 | 0.94 | 0.95 |
| Average      |    |    |    |    | 0.90 | 0.94 | 0.97 |

Table 1 shows the performance of the proposed model trained using our dataset. It can be observed that, for golden apple snail images, the eggs are large and have a prominent color against the background, resulting in the model achieving a classification accuracy of 100%. In contrast, images of other types of pests are smaller in size, and their colors are quite similar to the color of rice leaves, leading to a lower accuracy for the model.

#### 5. CONCLUSION

This paper proposes an early and accurate method for classifying diseases in rice fields by combining the use of drones with the EfficientNet-B0 deep learning model. With its simple yet effective structure, EfficientNet-B0 optimizes computational resources while improving classification accuracy through data augmentation techniques. The application of drones for collecting aerial images allows for comprehensive coverage of the entire field, significantly reducing time and effort compared to traditional inspection methods. Experimental results show that the proposed model achieves high accuracy with Precision, Recall, and Accuracy scores of 0.90, 0.94, and 0.97, respectively, for three common types of diseases. This affirms the feasibility and superiority of the method compared to previous approaches, opening up new avenues

for effective and sustainable disease monitoring and management in rice cultivation.

## REFERENCES

- [1]. Wang, Z et al. (2020), *Development of a specific polymerase chain reaction system for the detection of rice orange leaf phytoplasma*, Plant disease, Vol. 104, No. 2, pp. 521-526.
- [2]. Abbas, S et al. (2023), *Molecular detection of five mixed rice viruses by reverse transcription-polymerase chain reaction (RT-PCR)*, Pakistan Journal of Phytopathology, Vol. 35, No. 1, pp. 25-34.
- [3]. Zheng, Z et al. (2022), *Electronic noses based on metal oxide semiconductor sensors for detecting crop diseases and insect pests*, Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 197, pp. 106988.
- [4]. Fundurulic, A et al. (2023), *Advances in electronic nose sensors for plant disease and pest detection*, Engineering Proceedings, Vol. 48, No. 1, pp. 14.
- [5]. Ghaffari, R et al. (2012), *Plant pest and disease diagnosis using electronic nose and support vector machine approach*, Journal of plant diseases and protection, Vol. 119, pp. 200-207.
- [6]. Tian, L.G et al. (2020), *Research on plant diseases and insect pests identification based on CNN*. In IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, Vol. 594, No. 1, p. 012009.
- [7]. Deepika, P et al. (2022), *Prediction of plant pest detection using improved mask FRCNN in cloud environment*, Measurement: Sensors, Vol. 24, pp. 100549.
- [8]. Wang, J et al. (2020), *Multi-label classification of fundus images with Efficientnet*, IEEE Access, Vol. 8, pp. 212499-212508.
- [9]. Duong, L.T et al. (2020), *Automated fruit recognition using EfficientNet and MixNet*, Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 171, pp. 105326.
- [10]. Rajeena, PP. F, et al. (2023), *Detecting plant disease in corn leaf using efficientnet architecture-an analytical approach*, Electronics, Vol. 12, No. 8, pp. 1938.
- [11]. Farman, H, et al. (2022), *Efficientnet-based robust recognition of peach plant diseases in field images*, Comput. Mater. Contin, Vol. 71, No. 1, pp. 2073-2089.
- [12]. Kotwal, J, et al. (2024), *Enhanced leaf disease detection: UNet for segmentation and optimized EfficientNet for disease classification*, Software Impacts, Vol. 22, pp. 100701.

## THÔNG TIN TÁC GIẢ

Hà Minh Tuấn\*, Phạm Đức Khấn,

Lê Ngọc Hòa, Nguyễn Thị Sim

\*Tác giả liên hệ: minhluanha031@gmail.com

Trường Đại học Sao Đỏ.

# THẺ LỆ GỬI BÀI

## TẠP CHÍ NGHIÊN CỨU KHOA HỌC, TRƯỜNG ĐẠI HỌC SAO ĐỎ

Tạp chí Nghiên cứu khoa học, Trường Đại học Sao Đỏ (P. ISSN 1859-4190, E. ISSN 2815-553X), thường xuyên công bố kết quả, công trình nghiên cứu khoa học và công nghệ của các nhà khoa học, cán bộ, giảng viên, nghiên cứu sinh, học viên cao học, sinh viên ở trong và ngoài nước.

1. Tạp chí xuất bản 01 số/quý bằng hai ngôn ngữ tiếng Việt và tiếng Anh. Tạp chí nhận đăng các bài báo khoa học thuộc các lĩnh vực: Điện - Điện tử - Tự động hóa; Cơ khí - Động lực; Kinh tế; Triết học - Xã hội học - Chính trị học; Các lĩnh vực khác gồm: Công nghệ thông tin; Hóa học - Công nghệ thực phẩm; Ngôn ngữ học; Toán học; Vật lý; Văn hóa - Nghệ thuật - Thể dục thể thao...
2. Bài nhận đăng là những công trình nghiên cứu khoa học chưa công bố trong bất kỳ ấn phẩm khoa học nào.
3. Tòa soạn chỉ nhận bài báo gửi online trên website <http://tapchikhcn.saodo.edu.vn>. Bài báo gửi về tòa soạn dưới dạng file điện tử (\*.doc \*.docx và \*.pdf); cuối bài báo, tác giả ghi rõ thông tin địa chỉ liên hệ, số điện thoại, email và cập nhật thông tin trên website. Bài báo phải được trình bày đúng định dạng, rõ ràng; Trường hợp bài báo phải chỉnh sửa theo thể lệ hoặc theo yêu cầu của Phản biện thì tác giả sẽ cập nhật trên website. Người phản biện sẽ do tòa soạn mời. Tòa soạn không gửi lại bài nếu không được đăng.
4. Các công trình thuộc đề tài nghiên cứu có Cơ quan quản lý cần kèm theo giấy phép cho công bố của cơ quan (Tên đề tài, mã số, tên chủ nhiệm đề tài, cấp quản lý,...).
5. Tên bài báo trình bày bằng hai ngôn ngữ (tiếng Việt và tiếng Anh), font Arial, cỡ chữ 14, in đậm, căn giữa.
6. Tên tác giả (không ghi học hàm, học vị), font Arial, cỡ chữ 10, in đậm, căn lề phải; cơ quan công tác của các tác giả, font Arial, cỡ chữ 9, in nghiêng, căn lề phải.
7. Chữ "Tóm tắt" in đậm, font Arial, cỡ chữ 10; Nội dung tóm tắt của bài báo không quá 10 dòng, trình bày bằng hai ngôn ngữ (tiếng Việt và tiếng Anh), font Arial, cỡ chữ 10, in thường.
8. Chữ "Từ khóa" in đậm, nghiêng, font Arial, cỡ chữ 10; Có từ 03÷05 từ khóa, font Arial, cỡ chữ 10, in nghiêng, ngăn cách nhau bởi dấu chấm phẩy, cuối cùng là dấu chấm.
9. Nội dung bài báo viết bằng tiếng Việt hoặc tiếng Anh; Nếu là bài báo viết bằng tiếng Việt: Tiêu đề tiếng Việt trước, tiếng Anh sau; Tóm tắt tiếng Việt trước, tiếng Anh sau; Từ khóa tiếng Việt trước, tiếng Anh sau; Nếu là bài báo viết bằng tiếng Anh: Tiêu đề tiếng Anh trước, tiếng Việt sau; Tóm tắt tiếng Anh trước, tiếng Việt sau; Từ khóa tiếng Anh trước, tiếng Việt sau.
10. Bài báo được đánh máy trên khổ giấy A4 (21 × 29,7cm) có độ dài không quá 8 trang, font Arial, cỡ chữ 10, giãn dòng At least 12pt, Before 3pt, After 3pt; căn lề trên 2.5cm, dưới 2.5cm, trái 3cm, phải 2cm; hình vẽ phải rõ ràng, đủ nét và được định dạng dưới dạng file ảnh (\*.jpg); Phương trình, công thức phải soạn thảo bằng Mathtype hoặc Equation; Phần nội dung bài báo được chia thành 02 cột, khoảng cách cột là 1cm; Trong trường hợp hình vẽ, hình ảnh có kích thước lớn, bảng biểu có độ rộng lớn hoặc công thức, phương trình dài thì cho phép trình bày dưới dạng 01 cột.
11. Tài liệu tham khảo được sắp xếp theo thứ tự tài liệu được trích dẫn trong bài báo.
  - Nếu là sách/luận án: Tên tác giả (năm), Tên sách/luận án/luận văn, Nhà xuất bản/Trường/Viện, lần xuất bản/tái bản.
  - Nếu là bài báo/báo cáo khoa học: Tên tác giả (năm), Tên bài báo/báo cáo, Tạp chí/Hội nghị/Hội thảo, Tập/Kỷ yếu, số, trang.
  - Nếu là trang web: Phải trích dẫn đầy đủ tên website và đường link, ngày cập nhật.
12. Định dạng mẫu bài báo tham khảo tại địa chỉ [http://tapchikhcn.saodo.edu.vn/news/detail/198/format\\_paper](http://tapchikhcn.saodo.edu.vn/news/detail/198/format_paper)  
Bài báo sau khi xuất bản sẽ được công bố trên <http://tapchikhcn.saodo.edu.vn>.

### THÔNG TIN LIÊN HỆ:

**Ban Biên tập Tạp chí Nghiên cứu khoa học, Trường Đại học Sao Đỏ**

Phòng 203, Tầng 2, Nhà B1, Trường Đại học Sao Đỏ.

Địa chỉ: Số 76, Nguyễn Thị Duệ, KDC Thái Học 2, P. Chu Văn An, TP. Hải Phòng.

Điện thoại: (0220) 3587213, Fax: (0220) 3882921, Hotline: 0912 107858/0936 847980.

Website: <http://tapchikhcn.saodo.edu.vn>

Email: [tapchikhcn@saodo.edu.vn](mailto:tapchikhcn@saodo.edu.vn)

**Tạp chí Nghiên cứu khoa học, Trường Đại học Sao Đỏ, Số 3 (91) 2025**



**BỘ CÔNG THƯƠNG**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC SAO ĐỎ**

**Địa chỉ:**

- **Số 1:** Số 76, đường Nguyễn Thị Duệ, KDC Thái Học 2, phường Chu Văn An, thành phố Hải Phòng.
- **Số 2:** Số 72, đường Nguyễn Thái Học, quốc lộ 37, phường Chu Văn An, thành phố Hải Phòng.
- **Điện thoại:** (0220) 3882 269 **Fax:** (0220) 3882 921 **Website:** <http://saodo.edu.vn> **Email:** [info@saodo.edu.vn](mailto:info@saodo.edu.vn)

**P. ISSN 1859-4190**  
**E. ISSN 2815-553X**

**Số 3 (91)**

**2025**

**Địa chỉ Tòa soạn:**

Trường Đại học Sao Đỏ

Số 76, đường Nguyễn Thị Duệ, KDC Thái Học 2, phường Chu Văn An, thành phố Hải Phòng.

Điện thoại: (0220) 3587213, Fax: (0220) 3882 921, Hotline: 0912 107858/0936 847980.

Website: <http://tapchikhcn.saodo.edu.vn/>Email: [tapchikhcn@saodo.edu.vn](mailto:tapchikhcn@saodo.edu.vn).

Giấy phép xuất bản số: 620/GP-BTTTT ngày 17/9/2021 của Bộ Thông tin và Truyền thông.  
In 2.000 bản, khổ 21 × 29,7cm, tại Công ty TNHH in Tre Xanh, cấp ngày 17/02/2011.