TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP HÀ NỘI

KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

----------

ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

NGÀNH CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

ĐỀ TÀI: XÂY DỰNG HỆ THỐNG HỖ TRỢ XỬ LÝ BỆNH CÂY TRỒNG TRONG NÔNG NGHIỆP Ở VIỆT NAM BẰNG MÔ HÌNH HỌC KẾT HỢP

Giảng viên hướng dẫn: TS. Nguyễn Mạnh Cường

Sinh viên thực hiện: Nguyễn Đức Huy

Mã sinh viên: 2019600205

Lớp: CNTT01 – K14

Hà Nội, 5/2023

TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP HÀ NỘI

KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

----------

ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

NGÀNH CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

ĐỀ TÀI: XÂY DỰNG HỆ THỐNG HỖ TRỢ XỬ LÝ BỆNH CÂY TRỒNG TRONG NÔNG NGHIỆP Ở VIỆT NAM BẰNG MÔ HÌNH HỌC KẾT HỢP

Giảng viên hướng dẫn: TS. Nguyễn Mạnh Cường

Sinh viên thực hiện: Nguyễn Đức Huy

Mã sinh viên: 2019600205

Lớp: CNTT01 – K14

Hà Nội, 5/2023

i

MỤC LỤC

DANH MỤC NHỮNG TỪ VIẾT TẮT ...................................................... iii DANH MỤC BẢNG BIỂU .......................................................................... iv DANH MỤC HÌNH ẢNH ............................................................................ v LỜI CẢM ƠN ............................................................................................. vii LỜI NÓI ĐẦU .............................................................................................. 1

NỘI DUNG ................................................................................................... 5

CHƯƠNG 1: KHẢO SÁT VÀ PHÁT BIỂU BÀI TOÁN ........................... 5 1.1 Khảo sát hiện trạng nông nghiệp Việt Nam ....................................... 5 1.1.1 Hiện trạng nông nghiệp Việt Nam .............................................. 5 1.1.2 Ứng dụng công nghệ cao trong nông nghiệp Việt Nam ............. 10 1.2 Khảo sát yêu cầu hệ thống hỗ trợ .................................................... 13 1.2.1 Hiện trạng bệnh cây trồng và hướng xử lý hiện nay .................. 13 1.2.2 Xác định yêu cầu của hệ thống ................................................. 15 1.3 Phát biểu bài toán ............................................................................ 16

CHƯƠNG 2: CÁC KỸ THUẬT GIẢI QUYẾT BÀI TOÁN .................... 18 2.1 Phương hướng tiếp cận bài toán ...................................................... 18 2.2 Một số kỹ thuật giải quyết bài toán .................................................. 18

2.2.1 Máy vectơ hỗ trợ (Support Vector Machine - SVM) ................. 19 2.2.2 K láng giềng gần nhất (K-Nearest Neighbor – K-NN) .............. 21 2.2.3 Mạng nơ ron tích chập (Convolutional neural network - CNN) 22 2.2.4 Mô hình học kết hợp (Hybrid Learning Model) ........................ 27

2.3 Các nghiên cứu giải quyết bài toán tiêu biểu ................................... 28 2.4 Đề xuất giải pháp cho bài toán ........................................................ 31 2.4.1 Đề xuất và áp dụng mô hình mạng nơ ron tích chập (CNN) ...... 31 2.4.2 Đề xuất mô hình học kết hợp DSVM ........................................ 32 2.4.3 Đề xuất mô hình học kết hợp DK-NN ....................................... 35

CHƯƠNG 3: THỰC NGHIỆM ................................................................ 36 3.1 Dữ liệu thực nghiệm ........................................................................ 36 3.2 Huấn luyện các mô hình .................................................................. 38

3.2.1 Huấn luyện mô hình CNN ........................................................ 39 3.2.2 Huấn luyện mô hình DSVM ..................................................... 42 3.3 Các kết quả thực nghiệm ................................................................. 42

CHƯƠNG 4: XÂY DỰNG SẢN PHẨM DEMO ..................................... 47 4.1 Giới thiệu các framework sử dụng ................................................... 47

ii

4.1.1 Flutter ....................................................................................... 47 4.1.2 Flask ......................................................................................... 48 4.2 Phân tích thiết kế hệ thống .............................................................. 49 4.2.1 Biểu đồ use case ....................................................................... 49 4.2.2 Mô tả chi tiết các use case ......................................................... 50 4.2.3 Phân tích các use case ............................................................... 55 4.2.4 Thiết kế cơ sở dữ liệu ............................................................... 60 4.2.5 Thiết kế giao diện hệ thống ....................................................... 63 4.3 Giao diện hệ thống .......................................................................... 65 4.4 Các chức năng của hệ thống ............................................................ 68 4.4.1 Chức năng chính ....................................................................... 68 4.4.2 Một số chức năng khác ............................................................. 74

KẾT LUẬN ................................................................................................. 75

TÀI LIỆU THAM KHẢO .......................................................................... 77

iii

DANH MỤC NHỮNG TỪ VIẾT TẮT

CNN Convolutional Neural Networks

FC Fully Connected

GN Group Normalization

GPU Graphics Processing Unit

K-NN K-Nearest Neighbors

RGB red, green, blue

ReLU Rectified Linear Unit

| SVM | Support Vector Machine |
| --- | --- |

iv

DANH MỤC BẢNG BIỂU

Bảng 3.1 Dữ liệu thực nghiệm ...................................................................... 38 Bảng 3.2 Độ chính xác phân lớp của các mô hình trên độ đo Accuracy ........ 45 Bảng 3.3 Thời gian huấn luyện và thời gian phân lớp của các mô hình ........ 45 Bảng 3.4 Kết quả thử nghiệm các mô hình trên một số độ đo khác .............. 46 Bảng 4.1 Chi tiết bảng PLANT .................................................................... 60 Bảng 4.2 Chi tiết bảng DISEASE ................................................................. 60 Bảng 4.3 Chi tiết bảng DISEASE\_IMG ....................................................... 61 Bảng 4.4 Chi tiết bảng PHARMACY ........................................................... 62 Bảng 4.5 Chi tiết bảng WEATHER .............................................................. 62

v

DANH MỤC HÌNH ẢNH

Hình 2.1 Minh họa thuật toán SVM.............................................................. 19 Hình 2.2 Kiến trúc cơ bản của mạng nơ ron tích chập .................................. 22 Hình 2.3 Kiến trúc mạng AlexNet ................................................................ 23 Hình 2.4 Kiến trúc mạng VGG ..................................................................... 24 Hình 2.5 Minh họa kiến trúc mạng ResNet ................................................... 25 Hình 2.6 ResNet sử dụng kết nối tắt xuyên qua một hay nhiều lớp ............... 26 Hình 2.7 Mô hình mang nơ ron tích chập được đề xuất ................................ 32 Hình 2.8 Mô hình học kết học DSVM .......................................................... 34 Hình 2.9 Mô hình học kết hợp DK-NN ........................................................ 35

Hình 3.1 Một số hình ảnh về bệnh phấn trắng trong bộ dữ liệu HDN\_Disease .............................................................................................. 36

Hình 3.2 Một số hình ảnh về các bệnh khác trong bộ dữ liệu HDN\_Disease 37 Hình 3.3 Hình ảnh đại diện cho mỗi lớp trong bộ dữ liệu PlantVillage ......... 38 Hình 3.4 Minh họa thủ tục k-fold cross validation với k = 5 ......................... 39 Hình 3.5 Ví dụ về ImageDataGenerator ....................................................... 40 Hình 3.6 Quá trình huấn luyện mô hình CNN trên các tập dữ liệu ................ 42

Hình 3.7 Độ chính xác phân lớp của CNN qua các lần lặp trên bộ PlantVillage.................................................................................................. 43

Hình 3.8 Giá trị hàm tổn thất của CNN qua các lần lặp trên bộ PlantVillage 43

Hình 3.9 Độ chính xác phân lớp của CNN qua các lần lặp trên bộ HDN\_Disease .............................................................................................. 44

Hình 3.10 Giá trị hàm tổn thất của CNN qua các lần lặp trên bộ HDN\_Disease .............................................................................................. 44

Hình 4.1 Biểu đồ use case tổng quát ............................................................. 49 Hình 4.2 Phân rã use case Xem kết quả chẩn đoán ....................................... 49 Hình 4.3 Phân rã use case Xem thư viện bệnh cây ........................................ 50 Hình 4.4 Biểu đồ trình tự use case Chọn cây trồng ....................................... 55 Hình 4.5 Biểu đồ lớp phân tích use case Chọn cây trồng .............................. 56 Hình 4.6 Biểu đồ trình tự use case Xem thời tiết .......................................... 56 Hình 4.7 Biểu đồ lớp phân tích use case Xem thời tiết ................................. 57

vi

Hình 4.8 Biểu đồ trình tự use case Xem thư viện bệnh cây ........................... 57 Hình 4.9 Biểu đồ lớp phân tích use case Xem thư viện bệnh cây .................. 58 Hình 4.10 Biểu đồ trình tự use case Chẩn đoán bệnh cây qua hình ảnh ........ 59 Hình 4.11 Biểu lớp phân tích use case Chẩn đoán bệnh cây qua hình ảnh .... 59 Hình 4.12 Mô hình dữ liệu hệ thống ............................................................. 60 Hình 4.13 Màn hình tải app và Màn hình chọn cây trồng ............................. 64 Hình 4.14 Trang chủ, màn hình cộng đồng và màn hình cá nhân .................. 64 Hình 4.15 Màn hình thư viện ảnh và màn hình chi tiết bệnh cây .................. 65

Hình 4.16 Màn hình kết quả chẩn đoán và chi tiết kết quả chẩn đoán bệnh cây trồng ............................................................................................................. 65

Hình 4.17 Logo của app ............................................................................... 66 Hình 4.18 Giao diện trang chủ của app ......................................................... 66 Hình 4.19 Giao diện cộng đồng .................................................................... 67 Hình 4.20 Giao diện trang cá nhân người sử dụng ........................................ 67 Hình 4.21 Thư viện hình ảnh bệnh cây trồng ................................................ 68 Hình 4.22 Lựa chọn giống cây mà bạn quan tâm .......................................... 68 Hình 4.23 Mô hình hoạt động của chức năng chẩn đoán bệnh cây trồng ...... 71 Hình 4.24 Ảnh người dùng gửi lên hệ thống ................................................. 72 Hình 4.25 Kết quả chẩn đoán hệ thống hiển thị ............................................ 72 Hình 4.26 Thông tin chi tiết bệnh ................................................................. 73

Hình 4.27 Khi hệ thống chưa thể giải quyết ngay vấn đề trên cây trồng của người dùng ................................................................................................... 73

vii

LỜI CẢM ƠN

Trước tiên với tình cảm sâu sắc và chân thành nhất, cho phép em được bày tỏ lòng biết ơn đến các thầy cô của trường Đại học Công Nghiệp Hà Nội, đặc biệt là các thầy cô khoa Công Nghệ Thông Tin của trường đã tạo điều kiện cho em có một kỳ đồ án tốt nghiệp. Và em cũng xin chân thành cảm ơn thầy giáo Tiến Sĩ Nguyễn Mạnh Cường – người đã tận tâm hướng dẫn chúng em qua từng buổi nói chuyện, hướng dẫn, thảo luận về các lĩnh vực trong đề tài.

Trong quá trình làm đồ án, cũng như là trong quá trình làm bài báo cáo, khó tránh khỏi sai sót. Em rất mong nhận được ý kiến đóng góp từ thầy cô để học thêm được nhiều kinh nghiệm và sẽ hoàn thành tốt hơn bài báo cáo tốt nghiệp sắp tới.

Em xin chúc thầy cô luôn dồi dào sức khỏe, luôn vui vẻ và thành công trong cuộc sống.

Em xin chân thành cảm ơn!

Sinh viên thực hiện

Nguyễn Đức Huy

1

LỜI NÓI ĐẦU

Tại Việt Nam, việc ứng dụng các công nghệ trí tuệ nhân tạo nói chung và các kỹ thuật nhận dạng bằng hình ảnh nói riêng đang nở rộ. Các kết quả nghiên cứu/ ứng dụng đã cho ra đời một loạt các sản phẩm mang hơi hướng của trí tuệ nhân tạo. Vai trò của trí tuệ nhân tạo ngày càng rõ rệt và quan trọng trong các lĩnh vực.

Trí tuệ nhân tạo cũng đã được nghiên cứu và ứng dụng mạnh mẽ trong nông nghiệp. Điển hình như các ứng dụng hỗ trợ các chế độ chăm sóc cây trồng, vật nuôi, điều khiển nhà kính thông minh. Tuy nhiên, các hỗ trợ hầu như nhắm tới các trang trại lớn hoặc cánh đồng lớn cho các doanh nghiệp có quy mô lớn.

Thực tế cho thấy các trang trại trồng trọt quy mô nhỏ và trung bình đang chiếm một số lượng rất lớn. Việc xử lý bệnh cây trồng hiện chủ yếu dựa trên kinh nghiệm hoặc phải thuê các chuyên gia nông nghiệp. Về mặt kỹ thuật, hiện chưa có nhiều nghiên cứu hỗ trợ nhận dạng và xử lý bệnh cây trồng tự động đạt hiệu quả mong đợi. Tình trạng nhiều chủ vườn gặp phải những bệnh lạ trên giống cây của mình nhưng chưa biết cách giải quyết và gặp nhiều khó khăn trong việc tìm tới các chuyên gia tư vấn hay hiệu thuốc. Bài toán nhận dạng bệnh cây trồng hiện đang đặt ra cấp thiết.

Bên cạnh đó, ở nước ta hiện nay đang thiếu một hệ thống có thể kết nối giữa những người chủ nông trại, nhà cung cấp thuốc bảo vệ thực vật/vật tư nông nghiệp và các chuyên gia cây trồng. Nhằm phát huy thế mạnh của cộng đồng trong lĩnh vực này, một hệ thống chẩn đoán bệnh cây trồng và hướng dẫn xử lý bệnh bằng cách kết nối tự động tới kiến thức cộng đồng là cấp thiết. Do đó, tôi đã quyết định lựa chọn đề tài “Xây dựng hệ thống hỗ trợ xử lý bệnh cây trồng trong nông nghiệp ở Việt Nam bằng mô hình học kết hợp” nhằm góp phần xây dựng một hệ thống hỗ trợ các chủ vườn trong việc chăm sóc nông sản cũng như tạo sự kết nối giữa các chuyên gia cây trồng - các chủ nông trại - các nhà cung cấp thuốc bảo vệ thực vật/vật tư nông nghiệp.

2

Với mục tiêu áp dụng sự phát triển mạnh mẽ của trí tuệ nhân tạo để giải quyết bài toán nhận dạng bệnh cây trồng, nghiên cứu sẽ tập trung vào ứng dụng kỹ thuật học sâu Deep Learning, học máy Machine Learning đồng thời kết hợp cùng các thuật toán phân lớp Classification sau đó tiến hành thử nghiệm trên một số bệnh khó nhận biết ở những loại cây khác nhau, xây dựng ứng dụng thử nghiệm trên điện thoại di động.

Việc thực hiện đề tài sẽ góp phần thúc đẩy trào lưu nghiên cứu, sản xuất các sản phẩm phần mềm trí tuệ nhân tạo và mở ra nhiều hướng nghiên cứu, ứng dụng nhận dạng bằng hình ảnh, đặc biệt trong lĩnh vực nông nghiệp.

Để thực hiện đề tài, trước tiên tôi nghiên cứu thực hiện khảo sát và phân tích bài toán nhận dạng bệnh cây trồng. Sau đó, tôi tiến hành thu thập và tiền xử lý bộ dữ liệu huấn luyện cho các module trí tuệ nhân tạo. Dữ liệu tập trung vào một số bệnh gây hại cho cây trồng phổ biến có nhiều khó khăn trong việc nhận biết và điều trị. Tiếp theo, tôi tập trung vào việc nghiên cứu, phát biểu bài toán nhận dạng bệnh cây trồng qua hình ảnh bằng kỹ thuật học sâu Deep Learning sử dụng mạng CNNs; nghiên cứu chuyên sâu về kỹ thuật CNNs, SVM, KNN, Transfer Learning; thực nghiệm kết quả và xây dựng chương trình demo.

Đề tài được hoàn thiện đã đóng góp những ý nghĩa về cả mặt khoa học và thực tiễn. Về mặt khoa học, một mô hình học kết hợp từ hai mô hình CNN và SVM được sử dụng để xử lý bài toán nhận dạng và phân lớp bệnh cây trồng đã cho thấy những kết quả cải thiện đáng kể so với các phương pháp khác về độ chính xác khi thực nghiệm. Xét trên ý nghĩa thực tiễn, bài toán được giải quyết tốt sẽ mang lại nhiều lợi ích cho nền nông nghiệp nước nhà: giúp các chủ vườn nhận biết được các bệnh mà cây trồng đang gặp phải, đưa ra những lời tư vấn hữu ích nhằm khắc phục tình trạng của cây bệnh, tạo được sự kết nối giữa các chủ vườn - nhà thuốc bảo vệ thực vật - chuyên gia cây trồng. Để áp dụng kết quả nghiên cứu đề tài vào thực tế, tôi đã phát triển một ứng dụng di động mang hướng thương mại có chức năng chính như một trợ lý ảo hỗ trợ các chủ vườn

3

trong việc chăm sóc cây trồng và là một mắt xích quan trọng trong cầu nối giữa các chủ vườn - nhà thuốc bảo vệ thực vật - chuyên gia cây trồng.

Nội dung quyển báo cáo đồ án tốt nghiệp sẽ bao gồm các chương như sau: Chương 1: Khảo sát và phát biểu bài toán

Trong chương 1, tôi tiến hành khảo sát hiện trạng nền nông nghiệp Việt Nam cũng như tình hình ứng dụng nông nghiệp công nghệ cao trong nước qua các trang báo mạng hay cụ thể và chi tiết hơn là từ những người nông dân, những chủ vườn quy mô sản xuất nhỏ và vừa. Sau đó, tôi tiếp tục tiến hành khảo sát hiện trạng bệnh cây trồng và những hướng xử lý phổ biến hiện tại của người nông dân, từ đó xác định các yêu cầu cần thiết của một hệ thống hỗ trợ chẩn đoán bệnh cây trồng. Sau phần khảo sát, tôi trình bày về bài toán được đặt ra là nhận dạng bệnh cây trồng qua hình ảnh.

Chương 2: Các kỹ thuật giải quyết bài toán

Sau khi đã phát biểu và xác định rõ ràng được yêu cầu bài toán, tôi trình bày các kỹ thuật giải quyết bài toán hiện có cùng các ưu và nhược điểm của chúng, cũng như các nghiên cứu nổi bật đã đạt được thành công nhất định từ những kỹ thật đó. Tiếp theo, tôi đề xuất giải pháp của mình cho bài toán được đặt ra.

Chương 3: Thực nghiệm

Tại chương 3, tôi tập trung trình bày về quá trình thực nghiệm cũng như các kết quả đạt được với kỹ thuật giải quyết bài toán được đề xuất ở chương 2. Tôi cũng tiến hành so sánh kết quả thực nghiệm thu được từ phương pháp tôi đề xuất giải quyết bài với một số phương pháp phổ biến hiện nay và đưa ra nhận xét.

Chương 4: Xây dựng sản phẩm demo

Để tận dụng kết quả thực nghiệm đã thu được, tôi tiến hành xây dựng sản phẩm demo là một ứng dụng di động có chức năng chính là chẩn đoán bệnh

4

cây trồng qua hình ảnh. Nội dung chương bao gồm: trình bày các framework được sử dụng và lý do lựa chọn, phân tích thiết kế hệ thống, trình bày các kết quả của hệ thống.

Phần kết luận:

Cuối cùng trong phần kết luật, tôi tổng hợp các kết quả đạt được, các hướng phát triển và mở rộng đề tài nghiên cứu trong tương lai.

5

NỘI DUNG

CHƯƠNG 1: KHẢO SÁT VÀ PHÁT BIỂU BÀI TOÁN 1.1 Khảo sát hiện trạng nông nghiệp Việt Nam

1.1.1 Hiện trạng nông nghiệp Việt Nam

(Các số liệu trong mục 1.1.1 được trích dẫn từ tài liệu tham khảo [3])

Nông nghiệp ở Việt Nam được đánh giá là một trong những ngành kinh tế quan trọng. Mặc dù đất nước đang thực hiện công cuộc công nghiệp hóa hiện đại hóa đất nước. Thế nhưng ngành nông nghiệp với những thay đổi phù hợp đã và đang khẳng định đúng vị thế của mình trong nền kinh tế nước nhà. Từ trước tới nay, lĩnh vực nông nghiệp luôn là một trong những mũi nhọn của nền kinh tế Việt Nam với những đóng góp to lớn giúp đảm bảo an ninh lương thực trong nước và xuất khẩu nông sản ra thị trường quốc tế.

Trong năm 2022, bất chấp mọi khó khăn do ảnh hưởng của hậu dịch Covid-19, xung đột Nga và Ukraina làm đứt gãy các chuỗi cung ứng sản xuất và tiêu dùng toàn cầu; nguyên vật liệu đầu vào phục vụ cho sản xuất như xăng dầu, phân bón, thức ăn chăn nuôi tăng cao; ảnh hưởng của biến đổi khí hậu như hạn hán, lũ lụt, xâm nhập mặn, … nhưng sản xuất nông nghiệp Việt Nam vẫn đạt khá. Kết quả hoạt động sản xuất nông, lâm nghiệp và thủy sản năm 2022 tiếp tục thể hiện rõ vai trò bệ đỡ của nền kinh tế, không chỉ bảo đảm nguồn cung lương thực, thực phẩm, mà còn khẳng định vị trí là nước xuất khẩu nông sản hàng đầu, đóng vai trò quan trọng trong bảo đảm an ninh lương thực toàn cầu. Giá trị tăng thêm khu vực nông, lâm nghiệp và thủy sản ước tính năm 2022 tăng 3,36% so với năm 2021, đóng góp 5,11% vào tốc độ tăng giá trị tăng thêm của nền kinh tế. Trong đó, ngành nông nghiệp tăng 2,88%, đóng góp 0,27% điểm phần trăm; ngành lâm nghiệp tăng 6,13% do chiếm tỷ trọng thấp nên chỉ đóng góp 0,03 điểm phần trăm; ngành thủy sản tăng 4,43%, đóng góp 0,12 điểm phần trăm.

6

Đặc biệt trong ngành trồng trọt, nhiều mô hình trồng lúa chuyên canh chất lượng cao tiếp tục được triển khai, chuyển đổi diện tích lúa kém hiệu quả sang trồng rau, màu, cây ăn quả hoặc kết hợp nuôi trồng thủy sản để có hiệu quả kinh tế hơn. Năm 2022, nhiều sản phẩm nông nghiệp chủ lực có tốc độ tăng trưởng khá như: Sản lượng lúa chất lượng cao ước tính tăng khoảng 4,7% so với năm 2021; cà phê đạt 1.896,8 nghìn tấn, tăng 51,8 nghìn tấn (tăng 2,8%); cao su đạt 1.291,5 nghìn tấn, tăng 19,6 nghìn tấn (tăng 1,5%); sầu riêng đạt 849,1 nghìn tấn, tăng 174,7 nghìn tấn (tăng 25%); mít đạt 845,3 nghìn tấn, tăng 119,5 nghìn tấn (tăng 16%); cam đạt 1,7 triệu tấn, tăng 129,8 nghìn tấn (tăng 8,2%).

Trong chăn nuôi: Nhờ chuyển đổi tổ chức sản xuất, đầu tư trang trại hiện đại, giống năng suất cao nên năng suất và chi phí sản xuất chăn nuôi được cải thiện đáng kể. Ngành chăn nuôi có những bước chuyển đổi mạnh mẽ từ số lượng sang chất lượng, từ nông hộ quy mô nhỏ sang chăn nuôi gia trại, trang trại theo hình thức công nghiệp quy mô lớn, áp dụng kỹ thuật và công nghệ tiên tiến; khuyến khích chăn nuôi theo hướng hữu cơ, xây dựng vùng chăn nuôi an toàn để kiểm soát dịch bệnh; chế biến sâu và phát triển thị trường sản phẩm chăn nuôi công nghiệp. Đồng thời, chú trọng chất lượng, hiệu quả và giá trị gia tăng để liên kết doanh nghiệp với các hộ chăn nuôi và tổ chức sản xuất nhằm tạo điều kiện tiêu thụ sản phẩm đầu ra. Theo kết quả điều tra thời điểm 1/10/2022, số hộ chăn nuôi lợn trên phạm vi cả nước quy mô từ 30 con trở lên đạt khoảng hơn 70 nghìn hộ, tăng 3,26% so với thời điểm 01/01/2022. Chăn nuôi gia súc, gia cầm phát triển tương đối ổn định. Đàn bò ước tính tăng 3,1% so với năm 2021; đàn trâu ước tính giảm 2%; đàn lợn ước tính tăng 11,4%; đàn gia cầm ước tính tăng 4,8%. Sản lượng thịt trâu hơi xuất chuồng ước tính đạt 122,8 nghìn tấn, tăng 1,6% so với năm 2021; sản lượng thịt bò hơi xuất chuồng ước đạt 474,3 nghìn tấn, tăng 3,5%; sản lượng thịt lợn hơi xuất chuồng ước đạt 4.425,1 nghìn tấn, tăng 5,9%; thịt gia cầm hơi xuất chuồng ước đạt 2.028,4 nghìn tấn, tăng 4,5%. Để đạt được những kết quả như trên, ngành chăn nuôi đã

7

tập trung triển khai chăn nuôi an toàn sinh học kết hợp với tăng cường phòng, chống dịch bệnh trên đàn gia súc, gia cầm; tiếp tục xác định cơ cấu vật nuôi và thứ tự ưu tiên; phương thức chăn nuôi trang trại, gia trại, chăn nuôi công nghiệp quy mô lớn đã phát triển mạnh, nhất là chăn nuôi lợn, gia cầm. Các mô hình chăn nuôi công nghiệp gắn với giết mổ, chế biến tập trung, công nghiệp và phân phối sản phẩm được nhân rộng; thực hiện chuyển giao nhanh cho sản xuất các tiến bộ kỹ thuật và công nghệ về giống, thức ăn, quản lý, môi trường; phổ biến và nhân rộng các mô hình liên kết trong sản xuất và các chuỗi sản xuất khép kín đang có hiệu quả; hỗ trợ và khuyến khích việc đầu tư các vùng, địa bàn chăn nuôi sạch, an toàn dịch bệnh và an toàn vệ sinh thực phẩm.

Sản xuất lâm nghiệp hoàn thành tốt mục tiêu đề ra. Các chính sách phát triển lâm nghiệp bền vững cộng với chủ trương cơ cấu lại lâm nghiệp đã được thực hiện hiệu quả, rừng tự nhiên được quản lý chặt chẽ hơn, rừng trồng chuyển theo hướng đa chức năng và phát triển trồng rừng gỗ lớn, gỗ quý và lâm sản ngoài gỗ, năng suất, chất lượng và giá trị từng loại rừng đã được nâng cao; độ che phủ rừng liên tục tăng và hoàn thành chỉ tiêu Quốc hội giao. Diện tích rừng trồng mới tập trung năm 2022 ước tính đạt 300,1 nghìn ha, tăng 3,4% so với năm 2021; sản lượng gỗ khai thác đạt 19, 7 triệu ste, tăng 7,2%.

Trọng tâm của ngành thủy sản trong năm qua vẫn là phát triển bền vững nguồn lợi thủy sản kết hợp với khai thác, hỗ trợ ngư dân. Bên cạnh đầu tư phát triển hạ tầng nuôi trồng thủy sản, hệ thống cảng cá khai thác thủy sản và neo đậu tránh bão cho tàu cá khai thác thủy sản tiếp tục được quan tâm. Khai thác thủy sản biển đang giảm dần hoạt động khai thác ven bờ, kém hiệu quả nhằm bảo vệ và tái tạo nguồn lợi thủy sản biển. Với mục tiêu phát triển thuỷ sản toàn diện cả về nuôi trồng, khai thác, chế biến và dịch vụ hậu cần nghề cá, gia tăng giá trị và bền vững, năm 2022, ngành thủy sản đã có những đóng góp quan trọng vào việc hoàn thành kế hoạch phát triển kinh tế - xã hội. Sản lượng thủy sản ước tính đạt 9.026,3 nghìn tấn, tăng 2,7% so với năm 2021, trong đó sản lượng thủy sản nuôi trồng ước tính đạt 5.163,7 nghìn tấn, tăng 6,3%; sản lượng

8

khai thác ước tính đạt 3.862,6 nghìn tấn, giảm 1,8%. Nuôi trồng thủy sản chuyển dịch rõ rệt theo hướng tăng các sản phẩm có khả năng xuất khẩu hoặc có giá trị kinh tế cao như cá tra, tôm sú, tôm thẻ chân trắng. Năm 2022, sản lượng cá tra ước tính đạt 1.607,9 nghìn tấn, tăng 10,2% so với năm 2021; sản lượng tôm ước đạt 1.080,6 nghìn tấn, tăng 8,5%. Hiện nay các tỉnh có sản lượng cá tra lớn nhất là Đồng Tháp, An Giang, Cần Thơ, Vĩnh Long, Bến Tre.

Đạt được những kết quả này, ngành Nông nghiệp đã vận dụng linh hoạt các cơ chế, chính sách hỗ trợ đầu tư sản xuất nông nghiệp, xây dựng nông thôn mới, ngành nông, lâm nghiệp và thủy sản đã tạo bước đột phá mạnh mẽ với sự chuyển dịch tích cực trong cơ cấu, nhiều giống cây trồng, vật nuôi có năng suất, chất lượng được đưa vào sản xuất.

Không chỉ gặt hái thành công trong sản xuất nông nghiệp mà xuất khẩu nông sản Việt Nam còn đạt nhiều dấu ấn ấn tượng. Chất lượng nhiều sản phẩm chủ lực không những chiếm lĩnh thị trường trong nước mà còn vươn ra thị trường nước ngoài, chinh phục những thị trường khó tính như Mỹ, Nhật Bản, Ôt-xtrây-lia, Niu-di-lân, Hàn Quốc ... Kim ngạch xuất khẩu nông sản, lâm sản năm 2022 ước tính đạt 24,73 tỷ USD, chiếm 6,7% cơ cấu nhóm hàng xuất khẩu, tăng 3,9% so với năm trước. Nhiều mặt hàng đạt giá trị xuất khẩu cao hơn năm trước, như: Cà phê 3,9 tỷ USD (tăng 28,3% so với năm 2021); cao su 3,3 tỷ USD (tăng 1,1%); gạo 3,5 tỷ USD (tăng 7%); hồ tiêu 963 triệu USD (tăng 2,7%); sắn và sản phẩm sắn 1,4 tỷ USD (tăng 17,1%). Đáng chú ý, xuất khẩu thủy sản lần đầu tiên đạt mốc 10,9 tỷ USD, chiếm 2,9% cơ cấu nhóm hàng xuất khẩu, tăng 23,1% so với năm 2021; gỗ và sản phẩm gỗ đạt 15,9 tỷ USD, tăng 7,1%. Đây là 2 trong 8 mặt hàng xuất khẩu có giá trị trên 10 tỷ USD trong năm 2022. Thị trường tiêu thụ nông sản được mở rộng đến nhiều quốc gia và vùng lãnh thổ. Châu Á vẫn đứng vị trí số 1 với gần 45% thị phần, châu Mỹ chiếm 27% thị phần và châu Âu chiếm 11% thị phần. Năm 2022, Trung Quốc là thị trường xuất khẩu nông sản lớn nhất của Việt Nam với kim ngạch xuất khẩu đạt 8,4 tỷ USD. Đứng thứ 2 là thị trường Mỹ khoảng 6,2 tỷ USD; thứ 3 là thị trường

9

Hàn Quốc với giá trị xuất khẩu đạt 2,8 tỷ USD; thứ 4 là thị trường Nhật Bản với giá trị xuất khẩu đạt 1,7 tỷ USD. Kết quả xuất khẩu ấn tượng trong bối cảnh thị trường toàn cầu có nhiều khó khăn là nhờ các ngành chức năng đã nỗ lực cùng các doanh nghiệp đẩy mạnh xúc tiến thương mại, mở rộng thị trường, đa dạng hóa các thị trường tiêu thụ nông sản. Năng lực sản xuất các sản phẩm nông, lâm nghiệp và thủy sản không chỉ đáp ứng được nhu cầu tiêu dùng của hơn 99,6 triệu dân Việt Nam mà còn khẳng định vị trí quan trọng trong bảo đảm an ninh lương thực toàn cầu. Việc tự chủ sản xuất nông nghiệp đã giúp Việt Nam đảm bảo an ninh lương thực, phát triển bền vững đất nước và có những đóng góp rất quan trọng vào các nỗ lực chung trong giải quyết các thách thức về an ninh lương thực toàn cầu. Mặc dù đạt được nhiều thành tích nổi bật nhưng nông nghiệp Việt Nam vẫn còn nhiều khó khăn, hạn chế cần khắc phục. Nông nghiệp phát triển còn thiếu bền vững, tổ chức sản xuất chủ yếu vẫn dựa vào nông hộ nhỏ, thiếu liên kết trong sản xuất kinh doanh. Việc nghiên cứu, ứng dụng khoa học - công nghệ, đổi mới sáng tạo, nguồn nhân lực chất lượng cao chưa trở thành động lực chính để tạo đột phá phát triển. Nhiều loại giống cây trồng, giống vật nuôi, vật tư đầu vào còn phụ thuộc việc nhập khẩu.

Để nông nghiệp Việt Nam phát triển nhanh và bền vững, có một số nhiệm vụ và giải pháp cần được lưu ý:

 Đẩy mạnh cơ cấu lại ngành nông nghiệp, tiếp tục chỉ đạo sản xuất nhằm nâng cao năng suất, chất lượng, hiệu quả sản xuất.

 Đẩy mạnh phát triển thị trường, tháo gỡ rào cản, tạo thuận lợi cho tiêu thụ nông sản.

 Tăng cường và nâng cao hiệu quả công tác quản lý chất lượng vật tư nông nghiệp và vệ sinh an toàn thực phẩm.

 Đổi mới và phát triển các hình thức tổ chức sản xuất, kinh doanh trong nông nghiệp và nông thôn; từng bước chuyển tư duy từ sản xuất nông nghiệp sang kinh tế nông nghiệp.

10

 Thúc đẩy nghiên cứu, chuyển giao, ứng dụng khoa học công nghệ vào sản xuất, tăng cường hợp tác quốc tế.

Việt Nam là một quốc gia đang phát triển, nông nghiệp vẫn giữ vai trò quan trọng trong nền kinh tế. Tuy nhiên, sự bùng nổ của công nghệ thông tin; quá trình hội nhập quốc tế đòi hỏi chất lượng nông sản càng cao; cùng với diện tích đất bị thu hẹp do đô thị hóa, do biến đổi khí hậu trong khi dân số tăng nên nhu cầu lương thực không ngừng tăng lên… là những thách thức rất lớn đối với sản xuất nông nghiệp.

Giải pháp cho các vấn đề này, theo các chuyên gia, phát triển nông nghiệp ứng dụng công nghệ cao là xu hướng tất yếu, là câu trả lời cho việc phát triển nền nông nghiệp nước nhà.

1.1.2 Ứng dụng công nghệ cao trong nông nghiệp Việt Nam (Các số liệu trong mục 1.1.2 được trích dẫn từ tài liệu tham khảo [2])

Trong 2 năm gần đây, mặc dù phải gánh chịu thời tiết bất thường, thiên tai, dịch bệnh (dịch tả lợn châu Phi trên cả nước, dịch Covid-19…), nhưng nhờ đẩy mạnh áp dụng khoa học - kỹ thuật, tái cơ cấu sản xuất, ngăn ngừa kiểm soát dịch bệnh, nên ngành Nông nghiệp và Phát triển nông thôn vẫn vượt qua khó khăn, thách thức, thực hiện tốt “mục tiêu kép” vừa phát triển ngành, vừa phòng, chống hiệu quả dịch bệnh. Nông nghiệp công nghệ cao là một nền nông nghiệp ứng dụng hợp lý những công nghệ mới, tiên tiến vào sản xuất nhằm nâng cao hiệu quả, tạo bước đột phá về năng suất, chất lượng nông sản, thỏa mãn nhu cầu ngày càng cao của xã hội và bảo đảm sự phát triển nông nghiệp bền vững.

Phát triển nông nghiệp công nghệ cao, đổi mới khoa học công nghệ được coi là một trong những giải pháp then chốt, trọng tâm. Ứng dụng khoa học công nghệ giải quyết các thách thức trong phát triển nông nghiệp bằng các ưu việt của các công nghệ như: Công nghệ sinh học, công nghệ nhà kính, công nghệ tưới nhỏ giọt, công nghệ cảm biến, tự động hóa, internet vạn vật… giúp sản

11

xuất nông nghiệp tiết kiệm chi phí, tăng năng suất, hạ giá thành và nâng cao chất lượng nông sản, bảo vệ môi trường. Mặt khác, nông nghiệp công nghệ cao giúp nông dân chủ động trong sản xuất, khắc phục được tính mùa vụ, giảm sự lệ thuộc vào thời tiết, khí hậu, đáp ứng nhu cầu thị trường về chất lượng nông sản.

Nhận định về sự đóng góp của khoa học công nghệ đối với sự phát triển của nông nghiệp nước ta, nhiều chuyên gia, nhà khoa học chung nhận định, khoa học và công nghệ thực sự là một trong các giải pháp quan trọng đóng góp có hiệu quả, tạo ra chuyển biến mang tính đột phá trong phát triển sản xuất nông nghiệp, phục vụ tái cơ cấu nền nông nghiệp, nâng cao đời sống của người dân.Theo báo cáo, các tiến bộ về khoa học công nghệ đóng góp trên 30% giá trị gia tăng trong sản xuất nông nghiệp, 38% trong sản xuất giống cây trồng, vật nuôi. Mức độ tổn thất của nông sản đã giảm đáng kể (lúa gạo còn dưới 10%, ...). Mức độ cơ giới hóa ở khâu làm đất đối với các loại cây hàng năm (lúa, mía, ngô, rau màu) đạt khoảng 94%; khâu thu hoạch lúa đạt 50% (các tỉnh đồng bằng đạt 90%).

Theo báo cáo của Bộ Khoa học và Công nghệ năm 2019, nhờ ứng dụng khoa học công nghệ trong sản xuất, cơ cấu sản xuất nông nghiệp tiếp tục được điều chỉnh theo hướng phát huy lợi thế của mỗi địa phương, vùng, miền và cả nước, gắn với nhu cầu thị trường trong nước và quốc tế, thích ứng với biến đổi khí hậu. Nhiều doanh nghiệp đã đầu tư vào các khu sản xuất tập trung quy mô lớn với công nghệ hiện đại gắn với các nhà máy, cơ sở bảo quản, chế biến nông sản có giá trị xuất khẩu cao.

Việc áp dụng quy trình thực hành sản xuất nông nghiệp tốt (VietGAP) ngày càng mở rộng và hiệu quả mang lại sản phẩm an toàn, chất lượng tốt, năng suất cao. Bên cạnh đó, việc mở rộng ứng dụng tiến bộ khoa học công nghệ vào sản xuất cùng với kết quả nghiên cứu, đánh giá, triển khai mô hình cánh đồng mẫu lớn đã đẩy mạnh sản xuất nông nghiệp, liên kết sản xuất và tiêu thụ nông sản theo chuỗi giá trị …Trong lĩnh vực trồng trọt đã đẩy mạnh chuyển đổi cơ

12

cấu cây trồng, áp dụng các quy trình sản xuất tiên tiến; do làm tốt công tác phòng trừ sâu bệnh nên sản lượng và chất lượng nhiều loại cây trồng có giá trị kinh tế tăng. Tỷ trọng gạo chất lượng cao chiếm trên 80% gạo xuất khẩu, giúp nâng giá gạo xuất khẩu bình quân tăng từ 502 USD/tấn năm 2018 lên 510 USD/tấn năm 2019. Đặc biệt, giống gạo ST25 được công nhận là “gạo ngon nhất thế giới năm 2019” tại Hội nghị Thương mại gạo thế giới lần thứ 11 tổ chức tại Phi-lip-pin.

Với sự giúp sức của khoa học công nghệ được ứng dụng trong tất cả các khâu của quá trình sản xuất nông nghiệp từ nghiên cứu, chọn tạo giống cây trồng, vật nuôi; kỹ thuật gieo trồng, chăm sóc, canh tác; thức ăn chăn nuôi; phân bón, thuốc bảo vệ thực vật, thuốc thú y; kỹ thuật chế biến, bảo quản sau thu hoạch… đã tạo ra giá trị mới cho nông sản, giúp sản phẩm tươi, an toàn, nâng cao năng suất, đảm bảo tiêu chuẩn chất lượng... Các kết quả này góp phần đưa kim ngạch xuất khẩu nông sản của Việt Nam tăng nhanh qua các năm, năm 2019 tổng kim ngạch xuất khẩu nông, lâm, thuỷ sản ước đạt 41,3 tỷ USD; thặng dư thương mại toàn ngành ước đạt mức 10,4 tỷ USD.

Đặc trưng của nền nông nghiệp công nghệ cao

 Vốn đầu tư lớn,

 Ứng dụng những công nghệ khoa học mới nhất,

 Xây dựng các xí nghiệp nông nghiệp kiểu mới

 Quy trình trồng trọt, chăn nuôi được kiểm soát chặt chẽ

 Tối ưu hóa nguồn nhân lực, giảm rủi ro thiên tai

 Phát triển các nguồn năng lượng mới, phân bón hữu cơ, thuốc bảo vệ thực vật thiên nhiên

Những yếu tố quan trọng để phát triển nông nghiệp công nghệ cao bền vững

 Có kiến thức, am hiểu, đam mê nông nghiệp

 Không ngại khó, không nản chí khi thất bại

13

 Biết nhìn nhận vấn đề, rút kinh nghiệm sau khi mắc sai lầm  Quản lý dòng tiền hiệu quả, để tiết kiệm chi phí đầu tư, tránh thất thoát lợi nhuận

 Có phương pháp xử lý đầu ra hiệu quả, tránh tình trạng được giá mất mùa, được mùa mất giá

 Lưu ý khâu chế biến và bảo quản sau thu hoạch, để làm tăng giá trị của nông sản

 Có thể kết hợp xây dựng mô hình nông nghiệp ứng dụng công nghệ cao kết hợp du lịch sinh thái làm gia tăng nguồn thu nhập

 Đẩy mạnh truyền thông, để tăng mức độ phủ sóng của thương hiệu nông sản

Những đóng góp của khoa học công nghệ trong sản xuất nông nghiệp cho thấy việc phát triển sản xuất ứng dụng công nghệ cao là hướng đi đúng, đã và đang tạo động lực mới cho ngành nông nghiệp Việt Nam. Tuy nhiên các nghiên cứu hỗ trợ hầu như chỉ nhắm tới các trang trại lớn hoặc cánh đồng lớn cho các doanh nghiệp có quy mô lớn. Trong khi tại nước ta hiện nay, có tới 95% doanh nghiệp nông nghiệp có quy mô nhỏ và vừa. Việc ứng dụng, chuyển giao kỹ thuật, công nghệ cao vào phát triển nông nghiệp, nông thôn còn gặp nhiều khó khăn, nhất là nông thôn miền núi, vùng dân tộc thiểu số.

1.2 Khảo sát yêu cầu hệ thống hỗ trợ

1.2.1 Hiện trạng bệnh cây trồng và hướng xử lý hiện nay

Việt Nam có phạm vi rộng lớn các vùng khí hậu nông nghiệp khác nhau cùng với tình hình biến đổi khí hậu đang diễn biến phức tạp và nghiêm trọng, do đó dịch bệnh trên cây trồng cũng ngày càng đa dạng [7, 8, 19]. Việc phát hiện và chẩn đoán sớm các loại bệnh trên cây trồng giúp xử lý kịp thời, loại bỏ vấn đề mất vệ sinh an toàn thực phẩm cũng như đảm bảo năng suất cây trồng.

Cây trồng bị bệnh thường có những triệu chứng hay vết bệnh rõ ràng trên lá, hoa, thân, quả nhưng với phần lớn loại bệnh, lá cây là cơ sở để xác định

14

những bệnh mà nó đang gặp phải [3]. Việc chẩn đoán chính xác tác nhân gây bệnh là yếu tố quan trọng quyết định sự thành công của các biện pháp phòng trừ. Ngoài ra, việc chẩn đoán chính xác tác nhân gây bệnh cũng vô cùng cần thiết cho việc xây dựng và phát triển một cơ sở dữ liệu bệnh cây quốc gia một cách khoa học. Cơ sở dữ liệu về bệnh cây ở Việt Nam sẽ là một phần then chốt cho sự thành công của công tác kiểm dịch thực vật. Hơn nữa, cơ sở dữ liệu quốc gia là một phần quan trọng của các biện pháp an ninh sinh học liên quan tới vấn đề trao đổi thương mại hàng nông sản, đặc biệt đối với những quốc gia thành viên của Tổ chức Thương mại Thế giới.

Trong hầu hết các trường hợp, khi các chủ vườn muốn xác định chắc chắn loại bệnh của cây trồng sẽ phải dựa trên kinh nghiệm hoặc cần thuê các chuyên gia nông, lâm nghiệp hỗ trợ. Điều này là một khó khăn và có thể làm tăng chi phí cũng như thời gian xử lý bệnh. Thậm chí, với những người chủ vườn còn thiếu kinh nghiệm, việc tự đánh giá sai tình trạng cây bệnh và sử dụng thuốc một cách bừa bãi sẽ kéo theo nhiều hệ lụy về chất lượng của nông sản, thiệt hại kinh tế không đáng có và gây ra tình trạng ô nhiễm môi trường.

Với sự phát triển không ngừng của điện thoại thông minh trong những năm gần đây khi được tích hợp máy ảnh có độ nét lên tới hơn 4 nghìn Megapixel và bộ vi sử lý mạnh mẽ, cùng với độ phủ sóng mạng không dây 4G/5G khắp cả nước, những bức ảnh rõ nét có thế được gửi qua các nền tảng mạng xã hội hay trong các ứng dụng một cách nhanh chóng. Đây là một chìa khóa quan trọng trong việc tận dụng thế mạnh của cộng đồng để hỗ trợ chẩn đoán và xử lý bệnh cây, xa hơn nữa là tạo nên một hệ thống có thể kết nối giữa những người chủ nông trại, nhà cung cấp thuốc bảo vệ thực vật/vật tư nông nghiệp và các chuyên gia cây trồng. Bên cạnh đó, tại Việt Nam, lĩnh vực trí tuệ nhân tạo thị giác máy (Computer Vision) trong thời gian gần đây đã mang lại nhiều kết quả tốt khi ứng dụng vào các lĩnh vực khác nhau như y tế, giao thông, giáo dục ..., trên thế giới cũng đã có những nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo nhằm chẩn đoán bệnh cây trồng qua hình ảnh và đã có những kết quả rất khả quan để có thể ứng

15

dụng vào một hệ thống chẩn đoán tự động trên thời gian thực. Chính vì vậy, nhằm đối phó với những thách thức còn đang tồn đọng, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo cũng như tận dụng sự phát triển mạnh mẽ của điện thoại thông minh để tạo nên một “chuyên gia nông lâm nghiệp di động” nhằm hỗ trợ các chủ vườn chẩn đoán sớm bệnh cây trồng qua hình ảnh và có phương hướng điều trị bệnh cây phù hợp là cấp thiết.

1.2.2 Xác định yêu cầu của hệ thống

Yêu cầu chức năng:

 Chẩn đoán bệnh cây trồng qua dữ liệu hình ảnh được người dùng gửi lên, đưa ra được giải pháp đúng đắn và các thông tin chính xác cho bệnh cây.

 Cung cấp cho người dùng thông tin thời tiết trong ngày.  Cung cấp cho người dùng thư viện bệnh cây trồng.

 Tích hợp chức năng google map để người dùng tra cứu các địa chỉ nhà thuốc và vị trí của các chuyên gia nông lâm nghiệp gần nhất.  Hỗ trợ người dùng tính toán phân bón cho cây trồng.

 Hỗ trợ thư viện hình ảnh giúp lưu lại những hình ảnh gần nhất mà người dùng đã gửi lên hệ thống.

Yêu cầu phi chức năng:

 Giao diện thân thiện và dễ sử dụng:

o Vì đối tượng sử dụng chính mà hệ thống hướng tới là những chủ vườn quy mô nhỏ và vừa hay cụ thể hơn là những người nông dân, ít tiếp xúc với công nghệ kĩ thuật cao. Do đó các màn hình cần được thiết kế đơn giản, thuận tiện cho người sử dụng, có chú thích bằng chữ cho các chức năng.

 Các thông tin về bệnh cây trồng và các giải pháp hỗ trợ gửi tới người dùng phải đảm bảo sự chính xác:

16

o Với mục tiêu trở thành một trợ lý nông lâm nghiệp ảo đáng tin cậy của nhà nông và thu hút được nhiều người tham gia sử sản phẩm, các thông tin được hệ thống đưa ra cần phải thật chính xác và đầy đủ.

 Ổn định và xử lý nhanh:

o Các chức năng chính của hệ thống như Chụp ảnh, Chọn ảnh bệnh cây để đưa ra chẩn đoán cần được thực hiện nhanh chóng. Giảm tối đa thời gian trễ giữa các thao tác và màn hình trong quá trình sử dụng của người dùng.

1.3 Phát biểu bài toán

Chẩn đoán bệnh cây trồng qua hình ảnh thuộc dạng bài toán phân lớp hình ảnh (image classification) trong lĩnh vực thị giác máy. Đầu vào của bài toán là dữ liệu hình ảnh cây bệnh đã được tiền xử lý thành ma trận pixel và đâu ra bài toán là bệnh cây trồng được chẩn đoán có độ tin cậy cao nhất trong các bệnh của bộ dữ liệu huấn luyện.

Bài toán nếu xét một cách tổng quát sẽ có phạm vi rất lớn bởi số lượng cây trồng khác nhau cũng như số loại bệnh trên từng loại cây. Không chỉ vậy, các bệnh có tác nhân từ virus, vi khuẩn nấm có khả năng tiến hóa thành những loại bệnh mới với những đặc trưng và dấu hiệu gây khó khăn trong việc nhận biết kể cả với các chuyên gia nông nghiệp.

Trên thế giới bài toán chẩn đoán bệnh cây trồng qua hình ảnh đã được giải quyết dưới nhiều hình thức khác nhau như chẩn đoán bệnh cây trồng dựa trên ảnh chụp từ hệ thống máy bay không người lái, chẩn đoán bệnh cây trồng qua camera giám sát trên thời gian thực ... Tuy nhiên, để giải quyết bài toán tốt nhất, phương pháp được lựa chọn cần phù hợp với lượng kiến thức, kinh nghiệm, thời gian, nguồn trang thiết bị phần cứng của bản thân. Do đó, tôi sẽ thực hiện bài toán trong phạm vi sau:

 Chỉ sử dụng ảnh đầu vào dạng .jpg với 3 kênh màu RGB.

17

 Tiến hành thực nghiệm trên các bộ dữ liệu có tối đa từ 2000 - 4000 mẫu (trung bình hơn 100 ảnh một lớp) để huấn luyện do giới hạn của phần cứng.

 Vì có vô số loại cây trồng nên tôi quyết định xây dựng bộ cơ sở dữ liệu dựa trên những loại cây thân thuộc với người nông dân Việt Nam như: dưa chuột, cà chua, nho...

18

CHƯƠNG 2: CÁC KỸ THUẬT GIẢI QUYẾT BÀI TOÁN 2.1 Phương hướng tiếp cận bài toán

Quá trình giải quyết bài toán bắt đầu bằng việc thu thập và tiền xử lý các bộ dữ liệu thực nghiệm liên quan tới bệnh cây trồng, đặc biệt tập trung vào các bệnh phổ biến gây ra nhiều khó khăn trong việc nhận biết và điều trị. Tiếp đến là nghiên cứu và áp dụng kỹ thuật trí tuệ nhân tạo để nhận dạng và phân loại bệnh.

2.2 Một số kỹ thuật giải quyết bài toán

Phần lớn các kỹ thuật giải quyết bài toán nhận dạng bệnh cây trồng thường sử dụng nhãn cho từng loại bệnh. Các kỹ thuật này có thể chia thành 3 phương pháp dựa trên tính khả dụng cho các nhãn là:

 Nhận dạng bệnh cây trồng bằng kỹ thuật học có giám sát (Supervised Learning): là thuật toán dự đoán đầu ra (outcome) của một dữ liệu mới (new input) dựa trên các cặp (input, outcome) đã biết từ trước. Cặp dữ liệu này còn được gọi là (data, label), tức (dữ liệu, nhãn). Supervised learning là nhóm phổ biến nhất trong các thuật toán Machine Learning.

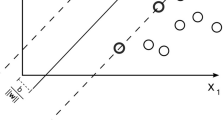
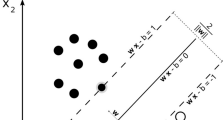
 Nhận dạng bệnh cây trồng bằng kỹ thuật học không giám sát (Unsupervised Learning): Trong thuật toán này, chúng ta không biết được outcome hay nhãn mà chỉ có dữ liệu đầu vào. Thuật toán unsupervised learning sẽ dựa vào cấu trúc của dữ liệu để thực hiện một công việc nào đó, ví dụ như phân nhóm (clustering) hoặc giảm số chiều của dữ liệu (dimension reduction) để thuận tiện trong việc lưu trữ và tính toán. Một cách toán học, Unsupervised learning là khi chúng ta chỉ có dữ liệu vào X mà không biết nhãn Y tương ứng.

 Nhận dạng bệnh cây trồng bằng kỹ thuật học bán giám sát (Semi Supervised Learning): Các bài toán khi chúng ta có một lượng lớn dữ liệu X nhưng chỉ một phần trong chúng được gán nhãn được gọi là Semi-

19

Supervised Learning. Những bài toán thuộc nhóm này nằm giữa hai nhóm Supervised Learning và Unsupervised Learning.

2.2.1 Máy vectơ hỗ trợ (Support Vector Machine - SVM) SVM là một thuật toán học có giám sát (supervised learning), nó có thể sử dụng cho cả bài toán phân lớp hoặc hồi quy. Mục tiêu của SVM là tìm ra một siêu phẳng trong không gian N chiều (ứng với N đặc trưng) chia dữ liệu thành hai phần tương ứng với lớp của chúng. Nói theo ngôn ngữ của đại số tuyến tính, siêu phẳng này phải có lề cực đại và phân chia hai bao lồi và cách đều chúng.



〈��, ��〉 + �� = 0

Hình 2.1 Minh họa thuật toán SVM

Sau đây, tôi xin giới thiệu sơ lược về mô hình SVM [13, 18]. Xét bài toán phân lớp nhị phân. Cho trước một tập dữ liệu huấn luyện gồm n mẫu: X={(x1, y1), (x2, y2),...,(xn, yn)}  Rnxd+1,

trong đó, xilà một véc tơ trong không gian Rdvà yi 1,1 là tập các nhãn lớp. Một siêu phẳng phân tách tập X thành hai miền có dạng:

20

với w  Rd và b  R. Mục tiêu của bài toán huấn luyện SVM là tìm ra một siêu phẳng phân tách “tốt nhất” tập X theo nghĩa là lề của siêu phẳng (margin) đạt cực đại. Để tìm được bộ (w, b) như vậy, ta giải bài toán tối ưu sau:

1

min

2‖��‖+ ∁��

sao cho thỏa mãn:

,,

��:(��, ��, ��) �� �� × �� × ��

��(〈��, ��〉 + ��) ≥ 1 − ��, ∀ 1 ≤ �� ≤ ��

trong đó, .,. là một tích vô hướng được định nghĩa trong không gian Rn, i là các biến slack được thêm vào để nới lỏng điều kiện phân lớp và C là tham số điều chỉnh. Thay vì giải bài toán trên, ta thường xem xét bài toán đối ngẫu của nó như sau:

1

min

2������ − l⃗��

trong đó thỏa mãn ∆:���� = 0

0 ≤ ��

≤ ��, �� = 1, … �� . Trong đó �� = (��, ��, … , ��),

l⃗ là véc tơ với toàn bộ các thành phần đều bằng l và H là một ma trận đối xứng được xác định bởi:

��, = ����〈��(��)��(��)〉 = ��������, ��

Ở đây, (.) là một ánh xạ từ không gian ban đầu (input space) sang không gian đặc trưng (feature space) có số chiều cao hơn nhằm xử lý trường hợp dữ liệu không phân tách tuyến tính. Hàm  (.) được gọi là hàm nhân (kernel function) được định nghĩa:

K(x, y) = (x), (y)

Ưu và nhược điểm trong bài toán phân lớp ảnh:

 Ưu điểm:

o Nhờ dựa trên cơ sở toán học chặt chẽ, SVM hoạt động tốt khi dữ liệu đầu vào được tiền xử lý tốt.

21

o SVM có khả năng xử lý dữ liệu phi tuyến nhờ các hàm nhân kernel.

 Nhược điểm:

o SVM không phù hợp khi huấn luyện với những tập dữ liệu quá lớn.

o SVM kém hiệu quả trong những trường hợp dữ liệu ảnh chất lượng kém, không được tiền xử lý.

2.2.2 K láng giềng gần nhất (K-Nearest Neighbor – K-NN)

K-Nearest Neighbor (K-NN) là một trong những thuật toán học có giám sát đơn giản nhất (mà hiệu quả trong một vài trường hợp) trong Machine Learning. Khi huấn luyện, thuật toán này không học một điều gì từ dữ liệu huấn luyện, mọi tính toán được thực hiện khi nó cần dự đoán kết quả của dữ liệu mới [20, 29]. Ứng dụng của thuật toán K-NN trong bài toán phân lớp là tìm giá trị của k điểm trên một đối tượng trong tập dữ liệu huấn luyện sao cho gần nhất với một đối tượng trong tập dữ liệu kiểm tra. Nói cách khác, thuật toán K-NN tính khoảng cách giữa 2 đối tượng x và y có thể được tính theo công thức sau (chi tiết xin xem trong [21]):

��(��, ��) = (��

trong đó:

 d(x, y): Khoảng cách giữa x và y  x: Dữ liệu kiểm tra

 y: Dữ liệu huấn luyện

 n: Số mẫu của dữ liệu huấn luyện

− ��)

Ưu và nhược điểm trong bài toán phân lớp ảnh:  Ưu điểm:

o K-NN là thuật toán rất dễ hiểu và dễ triển khai.

22

o K-NN không không có bước huấn luyện, mọi tính toán chỉ được thực hiện khi cần dự đoán kết quả của dữ liệu mới

=> Thuật toán có thể xử lý dữ liệu đầu vào mới mà không

cần thực hiện lại quá trình huấn luyện.

 Nhược điểm:

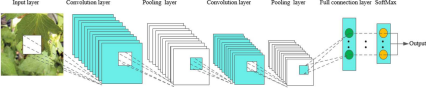
o Khi tăng kích cỡ bộ dữ liệu thì độ hiệu quả hoặc tốc độ tính toán của K-NN giảm rất nhanh.

o Hoạt động kém trên dữ liệu mất cân bằng (điều phổ biến xảy ra trong các bài toán thực tế).

o Đòi hỏi nhiều bước tiền xử lý với dữ liệu ảnh nếu mong muốn đạt kết quả tố.

2.2.3 Mạng nơ ron tích chập (Convolutional neural network - CNN)

CNN là một trong những mô hình phổ biến nhất trong lĩnh vực học sâu (Deep Learning) bởi dung lượng khổng lồ của mô hình và thông tin phức tạp do các đặc điểm kiến trúc cơ bản của CNN mang lại. Các lớp tích chập đóng vai trò như là các bộ lọc nhiễu và dò biên ảnh trong khi các lớp lấy mẫu tiếp theo tính toán các giá trị trung bình cục bộ đóng vai trò cắt giảm số chiều cho ảnh. Các thao tác này cũng giúp cho mạng CNN có khả năng xử lý các ảnh đầu vào bị biến dạng, xoay hay co dãn. Các lớp kết nối đầy đủ (Fully Connected Layers) thông thường sử dụng hàm Softmax cho mục đích phân lớp. Đồng thời, những nghiên cứu ứng dụng thành công của CNN trong các bài toán thị giác máy tính đã thúc đẩy sự phổ biến ngày càng tăng của học sâu.



Hình 2.2 Kiến trúc cơ bản của mạng nơ ron tích chập

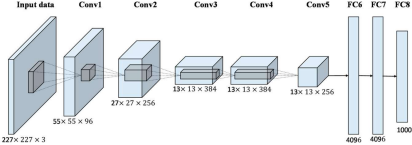
(Nguồn: Hình ảnh được trích dẫn từ tài liệu tham khảo [11])

23

Thông qua việc nghiên cứu và ứng dụng mạnh mẽ học sâu vào nhiều bài toán khác nhau của lĩnh vực thị giác máy trong thời gian gần đây, mạng nơ ron tích chập cũng ngày càng trở nên đa dạng với nhiều kiến trúc kèm theo những ưu điểm riêng biệt, tiêu biểu có thể kể đến các mô hình sau:

 Mạng nơ ron tích chập sâu AlexNet (Deep Convolutional Neural Networks)

o Mạng AlexNet được giới thiệu vào năm 2012, được đặt theo tên của Alex Krizhevsky, tác giả thứ nhất của bài báo đột phá trong phân loại ImageNet [Krizhevsky et al., 2012]. Mạng AlexNet bao gồm 8 tầng mạng nơ-ron tích chập, đã chiến thắng cuộc thi ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge năm 2012 với cách biệt không tưởng. AlexNet lần đầu tiên đã chứng minh được rằng các đặc trưng thu được bởi việc học có thể vượt qua các đặc trưng được thiết kế thủ công, phá vỡ định kiến trước đây trong nghiên cứu thị giác máy tính. AlexNet có tám tầng gồm: năm tầng tích chập, hai tầng ẩn kết nối đầy đủ, và một tầng đầu ra kết nối đầy đủ. AlexNet sử dụng ReLU thay vì sigmoid làm hàm kích hoạt. Cấu trúc mạng AlexNet được minh họa thông qua Hình 2.3 dưới đây:

Hình 2.3 Kiến trúc mạng AlexNet

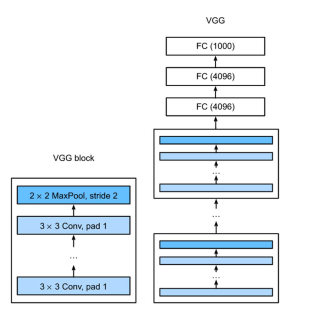
(Nguồn: https://www.mdpi.com/2072-4292/9/8/848)

24

o Ngày nay AlexNet đã bị vượt qua bởi các kiến trúc hiệu quả hơn nhiều nhưng nó là một bước quan trọng để đi từ các mạng nông đến các mạng sâu được sử dụng ngày nay.

 Mạng sử dụng khối VGG (Networks Using Blocks) o Ý tưởng sử dụng các khối lần đầu xuất hiện trong mạng VGG, được đặt theo tên của nhóm VGG thuộc Đại học Oxford. Sử dụng bất kỳ các framework học sâu hiện đại nào với vòng lặp và chương trình con để xây dựng các cấu trúc lặp lại này là tương đối dễ dàng.

o Khối cơ bản của mạng tích chập cổ điển là một chuỗi các tầng sau đây: (i) một tầng tích chập (với phần đệm để duy trì độ phân giải), (ii) một tầng phi tuyến như ReLU, (iii) một tầng gộp như tầng gộp cực đại. Một khối VGG gồm một chuỗi các tầng tích chập, tiếp nối bởi một tầng gộp cực đại để giảm chiều không gian.

Hình 2.4 Kiến trúc mạng VGG

(Nguồn: Hình ảnh được trích trong tài liệu tham khảo [34])

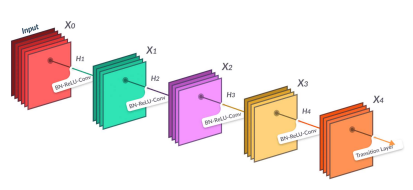
25

o Việc sử dụng các khối giúp ta định nghĩa mạng bằng các đoạn

mã nguồn ngắn gọn và thiết kế các mạng phức tạp một cách

hiệu quả hơn.

 Mạng phần dư ResNet (Residual Networks)

Hình 2.5 Minh họa kiến trúc mạng ResNet

(Nguồn: https://trituenhantao.io/kien-thuc/resnet-mang-hoc-sau-dung-nghia/) o ResNet (viết tắt của residual network), là mạng học sâu nhận

được quan tâm từ những năm 2012 sau cuộc thi LSVRC2012

và trở nên phổ biến trong lĩnh vực thị giác máy. ResNet khiến

cho việc huấn luyện hàng trăm thậm chí hàng nghìn lớp của

mạng nơ ron trở nên khả thi và hiệu quả.

o Nhờ khả năng biểu diễn mạnh mẽ của ResNet, hiệu suất của

nhiều ứng dụng thị giác máy, không chỉ các ứng dụng phân

loại hình ảnh được tăng cường. Một số ví dụ có thể kể đến là

các ứng dụng phát hiện đồ vật và nhận dạng khuôn mặt. o Theo định lý gần đúng phổ quát, về mặt kiến trúc, một mạng

nơ ron truyền thẳng có khả năng xấp xỉ mọi hàm với dữ liệu

huấn luyện được cung cấp, miễn là không vượt quá sức chứa

của nó. Tuy nhiên, xấp xỉ tốt dữ liệu không phải là mục tiêu

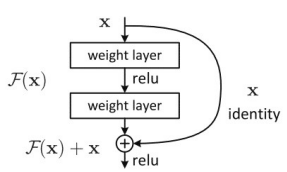
duy nhất, chúng ta cần một mô hình có khả năng tổng quát

26

hóa dữ liệu. Đó là lý do các kiến trúc sâu trở thành xu hướng của cộng đồng nghiên cứu.

o Tuy nhiên, tăng độ sâu mạng không chỉ đơn giản là xếp chồng các lớp lại với nhau. Mạng sâu rất khó huấn luyện vì vấn đề biến mất đạo hàm (vanishing gradient) – vì độ dốc được truyền ngược trở lại các lớp trước đó, phép nhân lặp đi lặp lại có thể làm cho độ dốc cực nhỏ. Kết quả là, hiệu suất của mạng bị bão hòa hoặc giảm hiệu quả nhanh chóng.

o Ý tưởng chính của ResNet là sử dụng kết nối tắt đồng nhất để xuyên qua một hay nhiều lớp. Một khối như vậy được gọi là một residual block như trong Hình 2.6 dưới đây:

Hình 2.6 ResNet sử dụng kết nối tắt xuyên qua một hay nhiều lớp o Việc xếp chồng các lớp sẽ không làm giảm hiệu suất mạng. Chúng ta có thể đơn giản xếp chồng các ánh xạ đồng nhất lên mạng hiện tại và hiệu quả của kiến trúc không thay đổi. Điều này giúp cho kiến trúc sâu ít nhất là không kém hơn các kiến trúc nông. Hơn nữa, với kiến trúc này, các lớp ở phía trên có được thông tin trực tiếp hơn từ các lớp dưới nên sẽ điều chỉnh trọng số hiệu quả hơn.

o Sau ResNet, hàng loạt những biến thể của kiến trúc này được giới thiệu. Thực nghiệm cho thấy những kiến trúc sau này có

27

thể được huấn luyện mạng nơ ron với độ sâu hàng nghìn lớp. ResNet nhanh chóng trở thành kiến trúc phổ biến nhất trong thị giác máy tính.

Ưu và nhược điểm trong bài toán phân lớp ảnh:

 Ưu điểm:

o Mạng nơ ron tích chập có khả năng xử lý các ảnh đầu vào bị biến dạng, xoay hay co dãn.

o Có khả năng giảm số chiều của dữ liệu đầu vào mà vẫn giữ được những đặc trưng quan trọng.

o Không bị phụ thuộc quá nhiều vào các hàm tiền xử lý dữ liệu phức tạp.

 Nhược điểm:

o Cần nhiều thời gian và dung lượng phần cứng khi huấn luyện.

o Kém hiệu quả với những tập dữ liệu nhỏ (học quá khớp - overfitting).

2.2.4 Mô hình học kết hợp (Hybrid Learning Model)

Trong thời gian gần đây, một trong những lý do chính khiến các mô hình học sâu (Deep Learning) trở nên phổ biến là bởi chúng có khả năng tính toán trên dữ liệu phi cấu trúc mà không phụ thuộc quá nhiều vào các hàm tiền xử lý dữ liệu, điều cực kỳ khó và hầu như tất cả các thuật toán học máy (Machine Learning) cổ điển chưa đạt được. Trong các thuật toán học máy cổ điển, việc tìm hiểu và phân tích về tập dữ liệu huấn luyện đóng vai trò vô cùng quan trọng để dẫn tới hiệu suất và độ chính xác cuối cùng của thuật toán. Mặt khác, lớp phân lớp (classification layer) của mô hình học sâu hay lớp kết nối đầy đủ (Fully Connected Layers) cuối cùng của mô hình học sâu thông thường sử dụng hàm Softmax cho mục đích phân lớp lại dễ dẫn tới tình trạng học quá khớp (overfitting). Do đó, tận dụng điểm mạnh của cả 2 kỹ thuật Deep Learning và

28

Machine Learning và kết hợp chúng lại với nhau, chúng ta áp dụng phương pháp học sâu lai (Deep Hybrid Learning) để tạo nên các mô hình học kết hợp.

Mô hình học kết hợp là sự tích hợp của mô hình học sâu có vai trò trích xuất các đặc trưng từ dữ liệu và các thuật toán học máy cổ điển đóng vai trò làm mô hình phân loại tính toán kết quả cuối cùng dựa trên các đặc trưng đã được trích xuất. Bằng cách áp dụng thuật toán học sâu lai, mô hình học kết hợp vừa tận dụng được điểm mạnh từ mô hình học sâu và thuật toán học máy, đồng thời giảm bớt nhược điểm của cả hai kỹ thuật trên và cung cấp các giải pháp có độ chính xác cao cũng như bớt tốn kém về mặt tính toán cho vấn đề cần giải quyết.

2.3 Các nghiên cứu giải quyết bài toán tiêu biểu

Trên thế giới, trí tuệ nhân tạo đã được ứng dụng từ khá sớm vào hỗ trợ giải quyết các bài toán trong nông nghiệp [24]. Từ năm 2006, nhiều thuật toán học máy đã được áp dụng nhằm tìm ra giải pháp cho bài toán chẩn đoán bệnh trên cây trồng qua hình ảnh như phân tích thống kê dự đoán (Predictive statistical analysis) dựa trên màu sắc của lá cây [19], SVM [15, 33] hay mạng nơ ron truyền thống [25, 26, 30]. Các nghiên cứu đều cho thấy kết quả rất khả quan khi đa phần đạt kết quả phân lớp đạt trên 90% tuy nhiên bộ dữ liệu vẫn còn khá đơn giản và đòi hỏi nhiều biện pháp tiền xử lý dữ liệu đầu vào phức tạp như làm mịn ảnh, điều chỉnh ánh sáng, chuyển đổi không gian màu v.v.

Để giảm sự phụ thuộc vào những phương pháp tiền xử lý dữ liệu phức tạp, mạng nơ ron tích chập (CNN) là một giải pháp thay thế phù hợp. CNN là một biến thể của mạng nơ ron truyền thống. Nó bao gồm các lớp tích chập đóng vai trò như những bộ lọc nhiễu và dò biên ảnh trong khi các lớp gộp (pooling) tiếp theo có nhiệm vụ cắt giảm kích thước nhưng vẫn giữ được các thuộc tính quan trọng của ảnh [1, 5]. Với cấu trúc đặc biệt đó, CNN có khả năng xử lý các ảnh đầu vào chất lượng thấp như bị vỡ, xoay hay biến dạng. Chính nhờ những ưu điểm trên, từ 2015, các nghiên cứu đa phần tập trung vào phân tích, sử dụng và

29

tinh chỉnh những siêu tham số (hyper-parameter) của các kiến trúc CNN nổi tiếng như GoogleNet, AlexNet [25], ResNet50 [28], hay InceptionV3 [16]. Các kết quả cũng cho thấy sự cải thiện đáng kể so với các nghiên cứu trước đó khi độ chính xác trong chẩn đoán đạt từ 93% đến 99% trên bộ dữ liệu PlantVillage [7]. Dẫu vậy, trong các nghiên cứu [10, 11, 14], các nhóm tác giả đã chỉ ra rằng sẽ có sự khác biệt lớn về dữ liệu khi ở điều kiện thực (ánh sáng, bụi, v.v), do đó việc mô hình chỉ được học dựa trên những mẫu ảnh từ bộ PlantVillage được xây dựng hoàn toàn trong phòng thí nghiệm sẽ khiến nó có thể không hoạt động tốt khi đưa vào sử dụng trong các ứng dụng, hệ thống hỗ trợ thực tế.

Để tận dụng thế mạnh của các mô hình học sâu và các mô hình học máy truyền thống, một số nghiên cứu gần đây đã kết hợp hai loại mô hình này để tạo ra các mô hình học kết hợp hay học sâu lai (Deep Hybrid Learning). Theo [4], một cách đơn giản để tạo ra các mô hình dạng này là sử dụng các phương pháp Deep Learning để tạo hoặc trích xuất các tính năng từ dữ liệu phi cấu trúc và sử dụng các phương pháp Machine Learning cổ điển để xây dựng các mô hình phân loại có độ chính xác cao. Mô hình này cũng được nghiên cứu và ứng dụng thành công trong nhiều lĩnh vực khác nhau như xử lý dữ liệu văn bản, y tế, thương mại điện tử hay giao thông [23, 31].

Các công trình nghiên cứu được công bố bởi các chuyên gia đã thể hiện những kết quả thực nghiệm tốt. Chúng cũng là nguồn tài liệu đáng tin cậy để tôi cũng như những các nhà nghiên cứu khác tham khảo để xây dựng nên các phương pháp tối ưu bài toán cho riêng mình. Sau đây là một số công trình nghiên cứu giải quyết bài toán nhận dạng bệnh cây trồng tiêu biểu:

 Nghiên cứu “Rice Disease Identification and Classification by Integrating Support Vector Machine With Deep Convolutional Neural Network” của Hasan MJ cùng các đồng nghiệp vào năm 2016 [16] kết hợp hai mô hình CNN và SVM để xử lý bài toán nhận dạng và đạt kết quả phân lớp tương đối ấn tượng trên 93%. Trong nghiên cứu, nhóm tác giả sử dụng kiến trúc của mạng Inception-V3 làm bộ trích xuất đặc trưng

30

(feature extractor). Khi tới bước phân lớp, dữ liệu sẽ được đưa qua lớp global average-pooling để làm phẳng và được phân lớp bởi mô hình SVM với hàm nhân (kernel) RBF.

 Cũng vào năm 2016, nhóm tác giả Sharada P. Mohanty, David P. Hughes và Marcel Salathé công bố nghiên cứu “Using Deep Learning for Image Based Plant Disease Detection” [25]. Nghiên cứu áp dụng phương pháp học sâu (Deep Learning) kết hợp cùng kĩ thuật Transfer Learning đã thu được kết quả kết quả thử nghiệm rất cao 99,35% trên bộ dữ liệu kiểm tra (test set).

 Nghiên cứu “Convolutional Neural Networks for the Automatic Identification of Plant Diseases” năm 2019 của Justine Boulent cùng các cộng sự [10] đã chỉ ra những thiếu sót của các nghiên cứu sử dụng CNN nhằm giải quyết bài toán nhận dạng bệnh cây trồng trước đây, từ đó cung cấp một số giải pháp nhằm tối ưu hóa tiềm năng của CNN khi triển khai trong các ứng dụng thực tế.

 Vemishetti Sravan với nghiên cứu “A deep learning based crop disease classification using transfer learning” vào năm 2021 [28]. Nghiên cứu tập trung vào việc tinh chỉnh các siêu thông số của mô hình ResNet 50 như learning rate, batch size, epoch... Kết quả thử nghiệm trên hơn 20.000 mẫu từ bộ dữ liệu PlantVillage đạt kết quả rất tốt trên 99%.

 Jun Liu và Xuewei Wang với công trình nghiên cứu “Plant diseases and pests detection based on deep learning: a review” vào năm 2021 [11] đề cập tới các cơ sở lý thuyết, so sánh giữa các phương pháp học sâu (Deep Learning) khi giải quyết bài toán nhận dạng bệnh cây trồng đã từng được công bố, từ đó nêu ra các khó khăn cần giải quyết và gợi ý các hướng nghiên cứu mới trong tương lai.

31

2.4 Đề xuất giải pháp cho bài toán

2.4.1 Đề xuất và áp dụng mô hình mạng nơ ron tích chập (CNN) Hiệu quả của mô hình CNN phụ thuộc chủ yếu vào kiến trúc của mạng. Trong phần này, tôi sẽ giới thiệu một kiến trúc mạng nơ ron tích chập được áp dụng để giải quyết bài toán. Mô hình này đồng thời cũng được sử dụng như một bộ trích xuất thuộc tính sử dụng trong mô hình học kết hợp được trình bày ở các phần sau. Mục tiêu là sử dụng một mạng không quá phức tạp nhưng vừa đủ cho các mục đích trích chọn đặc trưng và cắt giảm số chiều của ảnh. Mô hình được đề xuất (Hình 2.7) bao gồm 5 khối chính với 5 lớp tích chập (Convolutional layer). Lớp tích chập có số lượng các bộ lọc (Filter) được đề xuất lần lượt là 32, 64, 128, 256 và 512.

Trong mỗi lớp tích chập, hàm kích hoạt phi tuyến ReLU có dạng ��(��) = max (0, ��) sẽ được thực hiện để chuyển các giá trị âm thành 0. Tiếp theo, lớp Group Normalization (GN) [32] có vai trò chuẩn hóa các đặc trưng về trạng thái zero-mean với độ lệch chuẩn bằng 1. Tương tự Batch Normalization (BN), lớp GN giúp tránh được hiện tượng các giá trị rơi vào khoảng bão hòa sau khi đi qua các hàm kích hoạt phi tuyến, tức là đảm bảo rằng không có giá trị nào quá cao hoặc quá thấp. Điều này có thể giúp giảm thiểu hiện tượng quá khớp (overfitting).

Lớp gộp (Max pooling layer) với kích thước 2x2 được đặt cuối mỗi khối nhằm chắt lọc thông tin hữu ích, loại bỏ các thông tin gây nhiễu cũng như giảm chiều của dữ liệu ảnh đầu vào giúp giảm thời gian huấn luyện của mô hình.

Dữ liệu sau khi qua 5 khối chính nêu trên sẽ được làm phẳng để đưa vào phân lớp. Hai lớp kết nối đầy đủ (Fully Connected layer - FC) được triển khai. Lớp FC đầu tiên có kích thước 512 node. Dữ liệu đầu ra của lớp này cũng được chuyển tới các lớp ReLU và GN trước khi đưa tới lớp FC cuối cùng để phân lớp. Lớp FC này có số node bằng với số lớp trong bộ dữ liệu huấn luyện (n\_class) và sử dụng hàm phân loại Softmax.

32

Hàm tổn thất (loss function) Sparse categorical cross entropy và thuật toán tối ưu (optimizer) Adam được sử dụng trong quá trình huấn luyện. Mô hình sẽ được huấn luyện trong 120 epoch và batch size là 32.

Conv2D(128, 1x1, 

Conv2D(64, 1x1, ReLU)

Conv2D(32, 1x1, ReLU)

GroupNormalization()

GroupNormalization()

ReLU)

MaxPooling(2x2)

GroupNormalization()

MaxPooling(2x2) 

MaxPooling(2x2)

Flatten()

Conv2D(256, 1x1,

Conv2D(512, 1x1,

ReLU) GroupNormalization()

ReLU)

FC(512, ReLU)

GroupNormalization() 

GroupNormalization()

MaxPooling(2x2) 

MaxPooling(2x2)

FC(n\_class, softmax)

Hình 2.7 Mô hình mang nơ ron tích chập được đề xuất

2.4.2 Đề xuất mô hình học kết hợp DSVM

Mô hình học kết hợp DSVM là sự kết hợp của mạng nơ ron nhân tạo CNN và SVM, tuy nhiên quá trình huấn luyện của CNN và SVM được tách rời. Trong đó, mô hình CNN đóng vai trò như một bộ trích xuất đặc trưng có nhiệm vụ lọc nhiễu, trích rút đặc trưng và giảm số chiều trên dữ liệu ảnh đầu vào. Véc tơ đặc trưng thu được từ mô hình này được xem như đầu vào của mô hình SVM đa lớp. Sự kết hợp này được kỳ vọng sẽ tận dụng được ưu điểm của cả hai mô hình khi mà CNN thực hiện việc trích chọn đặc trưng rất hiệu quả trên ảnh, trong khi SVM lại có độ chính xác phân lớp tốt nếu dữ liệu đầu vào được tiền xử lý hiệu quả.

33

Mô hình của hệ thống phân loại sẽ gồm 2 thành phần chính:

 Mô hình trích xuất đặc trưng (Feature Extractor): đặc trưng (feature) là những thuộc tính quan trọng và độc nhất của một bức ảnh. Việc trích xuất các đặc trưng cần được thực hiện bằng một thuật toán phù hợp nhằm đạt được kết quả tốt nhất tại mô hình phân lớp. Mạng nơ ron tích chập CNN là một lựa chọn tiêu biểu cho vấn đề trên với khả năng lọc nhiễu, giảm số chiều trên ảnh và có thể tự động học cách trích xuất các đặc trưng phức tạp bằng cách sử dụng nhiều bộ lọc khác nhau trong quá trình huấn luyện [1].

 Mô hình phân lớp (Classifier): Sau khi trích xuất các đặc trưng, các kỹ thuật học máy dựa trên cơ sở toán học chặt chẽ được áp dụng để xây dựng một bộ phân lớp các bệnh cây trồng. Quá trình nghiên cứu sẽ tập trung vào 2 thuật toán KNN và SVM trong việc xây dựng mô hình phân lớp.

Mạng nơ ron tích chập được giới thiệu trong Hình 2.7 có thể tóm lược lại thành các bước như sau:

(1) CONV2D: 1x1, 32 filters, 1 stride, activation: ReLU max(0, x) (2) GroupNormalization

(3) MaxPooling: 2x2

(4) CONV2D: 1x1, 64 filters, 1 stride, activation: ReLU max(0, x) (5) GroupNormalization

(6) MaxPooling: 2x2

(7) CONV2D: 1x1, 128 filters, 1 stride, activation: ReLU max(0, x) (8) GroupNormalization

(9) MaxPooling: 2x2

(10) CONV2D: 1x1, 256 filters, 1 stride, activation: ReLU max(0, x) (11) GroupNormalization

(12) MaxPooling: 2x2

(13) CONV2D: 1x1, 512 filters, 1 stride, activation: ReLU max(0, x) (14) GroupNormalization

(15) MaxPooling: 2x2

(16) Flatten

34

(17) FC: 512 hidden neurons, ReLu max(0, x) (18) GroupNormalization

(19) FC: n\_class, Softmax

Để sử dụng mạng nơ ron này cho mô hình học chuyển tiếp DSVM, trước tiên mạng CNN được huấn luyện với đầy đủ các bước. Quá trình tiếp theo được thực hiện như sau: Mỗi ảnh đầu vào được đưa qua mạng CNN đã được huấn luyện ở trên nhưng bỏ đi các bước (18) và (19). Đầu ra của bước (17) được lưu lại dưới dạng véc tơ đặc trưng 512 chiều. Trong pha tiếp theo, véc tơ đặc trưng này được chuyển tiếp tới một mô hình SVM sử dụng chiến lược phân đa lớp one vs one và đóng vai trò như đầu vào của mô hình này. Hình 2.8 dưới đây minh họa một cách trực quan hơn mô hình DSVM.

Conv2D(32, 1x1, ReLU)

Conv2D(128, 1x1,

Conv2D(64, 1x1, ReLU)

GroupNormalization()

GroupNormalization()

ReLU)

MaxPooling(2x2)

GroupNormalization()

MaxPooling(2x2) 

MaxPooling(2x2)

Flatten 

Conv2D(256, 1x1,

Conv2D(512, 1x1,

ReLU) GroupNormalization()

ReLU)

FC(512, ReLU)

GroupNormalization() GroupNormalization() 

MaxPooling(2x2)

MaxPooling(2x2)

TransferSVM

Hình 2.8 Mô hình học kết học DSVM

35

2.4.3 Đề xuất mô hình học kết hợp DK-NN Tương tự như mô hình DSVM được trình bày ở trên, mô hình CNN cũng được sử dụng như bộ trích rút đặc trưng dữ liệu ảnh đầu vào, tuy nhiên thuật toán KNN sẽ được áp dụng thay cho SVM để thực hiện phân lớp. Với đặc điểm không quá phức tạp trong tính toán của thuật toán K-NN, sự kết hợp này được kỳ vọng sẽ tạo ra một mô hình có tốc độ phân lớp nhanh mà vẫn có thể đảm bảo độ chính xác cao cũng như có khả năng dự đoán các bệnh mới trong bộ dữ liệu mà không phải lặp lại quá trình huấn luyện.

Conv2D(32, 1x1, ReLU)

Conv2D(128, 1x1,

Conv2D(64, 1x1, ReLU)

GroupNormalization()

GroupNormalization()

ReLU)

MaxPooling(2x2)

GroupNormalization()

MaxPooling(2x2) 

MaxPooling(2x2)

Conv2D(256, 1x1,

ReLU)

Conv2D(512, 1x1, ReLU) 

Flatten FC(512, ReLU)

GroupNormalization() 

GroupNormalization()

GroupNormalization() 

MaxPooling(2x2) 

MaxPooling(2x2)

Transfer

KNN

Hình 2.9 Mô hình học kết hợp DK-NN

36

CHƯƠNG 3: THỰC NGHIỆM

3.1 Dữ liệu thực nghiệm

Quá trình thực nghiệm được tôi được tiến hành trên 2 bộ dữ liệu bệnh cây trồng là HDN\_Disease và PlantVillage [7]. Cả 2 bộ đều sử dụng ảnh màu RGB.

Trong đó, bộ HDN\_Disease do tôi nghiên cứu tự xây dựng và xử lý. Bộ dữ liệu bao gồm các hình ảnh của 16 loại bệnh thuộc về 8 loại cây vô cùng thân thuộc với nhà nông Việt Nam như: táo, ngô, cotton, dưa chuột, nho, lúa mì, dâu tây, cà chua. Một bệnh có thể xuất hiện trên nhiều loại cây khác nhau với những triệu chứng và vết bệnh giống nhau, do đó một lớp bệnh có thể gồm nhiều loại cây khác nhau. Ví dụ bệnh phấn trắng có thể xuất hiện trên cả 8 loại cây trong bộ dữ liệu.



Hình 3.1 Một số hình ảnh về bệnh phấn trắng trong bộ dữ liệu HDN\_Disease

37

Các mẫu ảnh trong bộ dữ liệu tập trung vào các triệu chứng bệnh trên lá cây, bên cạnh đó cũng có những lớp bệnh có dấu hiệu bệnh xuất hiện trên thân và quả. Ví dụ bệnh Canker ở thân và cành cây táo.



Hình 3.2 Một số hình ảnh về các bệnh khác trong bộ dữ liệu HDN\_Disease

Bộ dữ liệu còn lại là PlantVillage được thu thập bởi nhóm tác giả David. P. Hughes và Marcel Salathe vô cùng nổi tiếng, bao gồm tổng cộng hơn 50.000 mẫu ảnh và đã nhiều lần được sử dụng cho bài toán chẩn đoán bệnh cây trồng bởi các chuyên gia. PlantVillage gồm 38 lớp ảnh về triệu chứng bệnh trên lá cây và 1 lớp ngoại cảnh không chứa lá cây. Do hạn chế về phần cứng nên tôi chỉ sử dụng 100 ảnh mỗi lớp trong quá trình thực nghiệm.

38

Hình 3.3 Hình ảnh đại diện cho mỗi lớp trong bộ dữ liệu PlantVillage

(Nguồn: https://www.aicrowd.com/challenges/plantvillage-disease classification-challenge)

Thông số chi tiết của các bộ dữ liệu, xin xem trong Bảng 3.1 dưới đây. Bảng 3.1 Dữ liệu thực nghiệm

Dữ liệu Số loại cây

Số loại

bệnh Số mẫu Số lớp Kích thước (pixel)

HDN\_Disease 8 16 1925 17 128x128x3

| PlantVillage | 14 | 26 | 3899 | 39 | 128x128x3 |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |

3.2 Huấn luyện các mô hình

Các mô hình được tôi nghiên cứu tiến hành thực nghiệm trên môi trường Google Colab với ngôn ngữ lập trình python. Google Colab hỗ trợ GPU Tesla

39

T4 trong 12 giờ sử dụng liên tục giúp quá trình huấn luyện các mô hình diễn ra nhanh hơn.

Tôi sử dụng thủ tục k-fold cross validation để tính ra kết quả trung bình của mỗi mô hình với mỗi bộ dữ liệu huấn luyện nhằm đưa ra được kết quả phân lớp tin cậy nhất.



Hình 3.4 Minh họa thủ tục k-fold cross validation với k = 5 3.2.1 Huấn luyện mô hình CNN

Đầu tiên, mạng nơ ron tích chập mà tôi đề xuất sẽ được huấn luyện và phân lớp trên các bộ dữ liệu. Do số lượng ảnh giữa các lớp trong bộ dữ liệu không cân đối nên biện pháp class\_weight được sử dụng để đánh trọng số cao hơn cho các lớp ít dữ liệu.

Trong quá trình huấn luyện, phương pháp ImageDataGenerator được áp dụng để giảm tình trạng học quá khớp (overfitting). ImageDataGenerator cung cấp cơ số các hàm biến đổi hình ảnh như dịch trái phải, xoay các góc độ, chỉnh độ sáng... và khi được sử dụng, mô hình sẽ phải học kĩ hơn do sau mỗi epoch

40

do các hàm biến đổi được khai báo sẽ ngẫu nhiên được thực hiện để thay đổi hình ảnh so với ban đầu.

Mã nguồn minh họa việc sử dụng phương pháp ImageDataGenerator:

datagen = ImageDataGenerator( rotation\_range=40,

width\_shift\_range=0.2,

height\_shift\_range=0.2,

shear\_range=0.2,

zoom\_range=0.2,

horizontal\_flip=True,

fill\_mode='nearest')

Ví dụ áp dụng phương pháp ImageDataGenerator trên 1 ảnh trong quá trình huấn luyện mô hình:



Ảnh gốc

Ảnh học lần 1 Ảnh học lần 2

Hình 3.5 Ví dụ về ImageDataGenerator

Learning rate của mô hình được khởi tạo ban đầu là 1e-3, tuy nhiên bằng việc sử dụng một module schedule learning rate là ReduceLROnPlateau có vai

41

trò giám sát quá trình học của mô hình, nếu mô hình không có sự cải thiện sau 6 epoch learning rate sẽ được giảm đi 5 lần. Phương pháp EarlyStopping được triển khai đồng thời với ReduceLROnPlateau có nhiệm vụ kết thúc quá trình huấn luyện nếu sau 3 lần giảm learning rate liên tiếp mà mô hình vẫn không có sự cải thiện (sau 20 epoch).

from tensorflow.keras import callbacks

early\_stopping = callbacks.EarlyStopping(patience = 20, restore\_best\_ weights=True, monitor='loss', min\_delta=0)

lr\_schedule = callbacks.ReduceLROnPlateau(monitor='loss', factor=0.2, patience=6, min\_delta=0.0001)

Sau khi khai báo các phương pháp, thủ tục và module sẽ sử dụng trong quá trình huấn luyện như trên, tôi tiến hành huấn luyện mô hình với 2 bộ dữ liệu đã chuẩn bị. Đoạn mã nguồn huấn luyện mô hình như sau:

# 5 folds

skf = StratifiedKFold(n\_splits=5, shuffle=True, random\_state=45)

history = []

testing\_results = []

training\_results = []

models = []

for train\_index, test\_index in skf.split(X, y):

model = None

model = CNN\_model()

print('Run',i)

x\_train\_fold, x\_test\_fold = X[train\_index], X[test\_index] y\_train\_fold, y\_test\_fold = y[train\_index], y[test\_index] history.append(model.fit(aug.flow(x\_train\_fold, y\_train\_fold, batch\_size = 32),

batch\_size = 32,

epochs = 220,

callbacks = [early\_stopping, lr\_schedule] ))

train\_loss, train\_accuracy = model.evaluate(x\_train\_fold, y\_train\_fold) test\_loss, test\_accuracy = model.evaluate(x\_test\_fold, y\_test\_fold) training\_results.append(train\_accuracy)

testing\_results.append(test\_accuracy)

models.append(model)

42

Hình 3.6 Quá trình huấn luyện mô hình CNN trên các tập dữ liệu Kết quả nhận dạng của mạng này được coi là kết quả của mô hình CNN riêng lẻ và được dùng để so sánh với mô hình học chuyển tiếp DSVM cũng như DKNN.

3.2.2 Huấn luyện mô hình DSVM

Các tham số cho mô hình DSVM được xác định như sau: Tham số điều chỉnh C được chọn lần lượt trong tập {10-1, 1, 10}. Hàm nhân được sử dụng là Gaussian Kernel hay Radial Basic Function (RBF) với tham số �� được chọn lần lượt trong tập {10-6, 10-5, 10-4, 10-3, 10-2, 10-1}.

3.3 Các kết quả thực nghiệm

Trước tiên, để kiểm tra tính ổn định cũng như tốc độ hội tụ của mô hình CNN được đề xuất ở trên. Tôi tiến hành thử nghiệm mô hình này với 2 bộ dữ liệu HDN\_Disease và PlantVillage. Hình 3.7 và 3.8 lần lượt biểu thị độ chính xác phân lớp và giá trị hàm tổn thất qua các lần lặp (Epochs) trong quá trình huấn luyện với bộ dữ liệu PlantVillage.

43



Hình 3.7 Độ chính xác phân lớp của CNN qua các lần lặp trên bộ PlantVillage



Hình 3.8 Giá trị hàm tổn thất của CNN qua các lần lặp trên bộ PlantVillage

Tương tự là Hình 3.9 và Hình 3.10 biểu thị độ chính xác phân lớp và giá trị hàm tổn thất qua các lần lặp (Epochs) trong quá trình huấn luyện với bộ dữ liệu HDN\_Disease:

44



Hình 3.9 Độ chính xác phân lớp của CNN qua các lần lặp trên bộ HDN\_Disease



Hình 3.10 Giá trị hàm tổn thất của CNN qua các lần lặp trên bộ HDN\_Disease

Các kết quả cho thấy quá trình huấn luyện diễn ra ổn định, không còn hiện tượng giảm đột ngột (drop) của Accuracy sau 40 epoch trên bộ dữ liệu PlantVillage và sau 50 epoch trên bộ dữ liệu HDN\_Disease.

Tiếp theo là kết quả thử nghiệm của các mô hình CNN, DSVM, DKNN trên độ đo Accuracy. Hai mô hình riêng lẻ SVM và K-NN cũng được tôi tiến hành huấn luyện trên 2 bộ dữ liệu nêu trên, tuy nhiên do 2 mô hình đều không được hỗ trợ GPU và bộ dữ liệu đầu vào phức tạp, chưa được tiền xử lý nên độ

45

chính xác phân lớp cũng như thời gian huấn luyện chưa được tốt, do đó tôi không đưa vào để so sánh chi tiết cùng các mô hình khác. Với mô hình DKNN, tham số K được chọn trong khoảng [1, 40] để tiến hành thực nghiệm với cả 2 bộ dữ liệu. Bên cạnh đó, tôi cũng tiến hành thử nghiệm 2 mô hình rất nổi tiếng trong bài toán nhận dạng qua hình ảnh là VGG16 và MobileNetV2 (kèm với trọng số pre-trained trên tập dữ liệu ImageNet được cung cấp sẵn nhằm áp dụng Transfer Learning) trên cùng các bộ dữ liệu và cùng phương pháp huấn luyện với mô hình CNN để so sánh. Chi tiết các số liệu được thể hiện trong Bảng 3.2 và Bảng 3.3 dưới đây.

Bảng 3.2 Độ chính xác phân lớp của các mô hình trên độ đo Accuracy

Dữ liệu

Mô hình

HDN\_Disease PlantVillage Training set Test set Training set Test set

CNN 99.79% 84.94% 99.94% 95.54% DKNN 100% 96.62% 98.53% 98.03% DSVM 100% 97.82% 100% 99.15%

VGG16 99.61% 83.90% 99.36% 89.74%

| MobileNetV2 | 98.31% | 84.42% | 98.65% | 90.51% |
| --- | --- | --- | --- | --- |

Bảng 3.3 Thời gian huấn luyện và thời gian phân lớp của các mô hình

Dữ liệu

HDN\_Disease PlantVillage

Mô hình

Training time (s)

Testing time (s)

Training time (s)

Testing time (s)

CNN 1132.78 0.82 1399.04 1.35 DKNN - 0.05 - 0.19 DSVM 0.22 0.13 0.94 0.77

VGG16 2943.78 5.40 1468.01 2.74

| MobileNetV2 | 2176.54 | 2.84 | 2328.95 | 1.59 |
| --- | --- | --- | --- | --- |

Qua các kết quả có thể thấy rằng mô hình CNN được đề xuất đảm bảo được độ chính xác phân lớp tốt khi không chỉ đạt kết quả ngang với 2 mô hình VGG16 và MobileNetV2 với bộ dữ liệu HDN\_Disease trên cả tập dữ liệu huấn luyện (training set) và tập dữ liệu kiểm tra (test set) mà còn có phần nhỉnh hơn khi so sánh trên tập dữ liệu kiểm tra của bộ dữ liệu PlantVillage dù cần ít thời gian huấn luyện hơn.

46

Bên cạnh đó, mô hình DKNN thể hiện sự vượt trội so với các mô hình khác khi so về thời gian phân lớp, không chỉ vậy, kết quả thực nghiệm cũng tương đối tốt trên cả 2 bộ dữ liệu HDN\_Disease và PlantVillage khi chỉ thấp hơn mô hình DSVM 1-2%.

Cuối cùng là khả năng phân lớp tốt của mô hình DSVM khi đạt kết quả ấn tượng ở cả 2 bộ dữ liệu: đạt 100% trên cả 2 bộ dữ liệu huấn luyện, trên 97% trên bộ dữ liệu kiểm tra (test set) HDN\_Disease, trên 99% trên bộ dữ liệu kiểm tra (test set) PlantVillage, không chỉ vậy thời gian phân lớp cũng được rút ngắn đi đáng kể khi so sánh với các mô hình riêng rẻ.

Không chỉ đánh giá trên mỗi Accuracy, tôi cũng tiến hành thực nghiệm chi tiết hơn trên các mô hình với nhiều độ đo khác nhau. Các kết quả thu được trong Bảng 3.4 được thực hiện chỉ trên tập dữ liệu kiểm tra (test set) của 2 bộ dữ liệu nêu trên.

Bảng 3.4 Kết quả thử nghiệm các mô hình trên một số độ đo khác

Dữ liệu

HDN\_Disease PlantVillage

Mô hình

Precision (%)

Recall (%)

F1-score (%)

Precision (%)

Recall (%)

F1-score (%)

CNN 84.91 84.35 84.03 95.80 95.54 95.50 DKNN 96.81 96.70 96.67 98.14 98.03 98.01 DSVM 98.28 97.26 97.72 99.19 99.15 99.15

VGG16 82.52 82.34 81.68 90.59 90.10 89.93

| MobileNetV2 | 88.70 | 82.84 | 84.78 | 90.74 | 91.05 | 90.37 |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |

Các kết quả thử nghiệm trên một số độ đo khác như Precision, Recall, F1- score trên bảng 4 cũng cho kết quả gần như tương tự với độ đo Accuracy: mô hình CNN được để xuất thể hiện tốt trên cả 2 bộ dữ liệu, các kết quả thu được trên bộ dữ liệu HDN\_Disease gần như xấp xỉ với 2 mô hình VGG16 và MobileNetV2, tuy nhiên tốt hơn khoảng 5% khi so sánh trên tập dữ liệu PlantVillage; DKNN thể hiện kết quả tốt hơn hẳn các mô hình thực thi riêng lẻ; DSVM cung cấp kết quả phân lớp tốt nhất và ổn định nhất trong tất cả các mô hình thực nghiệm.

47

CHƯƠNG 4: XÂY DỰNG SẢN PHẨM DEMO

4.1 Giới thiệu các framework sử dụng

4.1.1 Flutter

Flutter là một framework mã nguồn mở cho phép tạo ứng dụng di động với hiệu năng cao, chất lượng tốt hỗ trợ đa nền tảng, phù hợp với phát triển ứng dụng Android và iOS. Sử dụng ngôn ngữ Dart của chính Google, Flutter rất dễ học, mạnh mẽ, hiệu năng cao và phát triển ứng dụng di động một cách nhanh chóng.

Dù mới được chính thức được công bố vào năm 2018, nhưng flutter đã sớm trở nên nổi tiếng nhờ những điểm mạnh của mình:

 Dart có một kho lớn các gói phần mềm cho phép bạn mở rộng khả năng cho ứng dụng của mình.

 Các lập trình viên chỉ cần viết một chương trình duy nhất cho tất cả các ứng dụng (Android và iOS) . Flutter có thể mở rộng ra các nền tảng khác trong thời gian tới.

 Flutter dễ dàng kiểm thử hơn do tiết kiệm thời gian kiểm thử trên từng nền tảng.

 Nhờ sự đơn giản của mình, Flutter là lựa chọn hàng đầu cho các ứng dụng mới. Nó còn dễ dàng tùy biến và mở rộng lên càng mạnh mẽ hơn.

 Với Flutter, lập trình viên có toàn quyền để sắp xếp bố trí điều khiển các widget.

 Flutter có bộ công cụ phát triển (developer tools) rất hoàn thiện và đầy đủ, đặc biệt với tính năng hot reload đẩy nhanh tốc độ build ứng dụng đáng kể.

 Các gói thư viện hỗ trợ các thuật toán AI như học máy (Machine Learning), học sâu (Deep Learning) ngày càng được đầu tư phát triển, tiêu biểu nhất có thể kể đến: tflite\_flutter\_helper giúp dễ dàng

48

và nhanh chóng triển khai các mô hình Tensorflow Lite, google\_ml\_kit cho phép sức dụng tất cả các APIs từ bộ học máy (Machine Learning kit) của Google cho các nền tảng di động.

Với những đặc tính nêu trên, Flutter trở thành một lựa chọn phù hợp cho mục đích của tôi là xây dựng sản phẩm demo với giao diện người dùng thân thiện, tinh tế, dễ sử dụng và có tiềm năng phát triển thành app di động thương mại trong tương lai.

4.1.2 Flask

Flask là một Web Framework rất nhẹ của Python, dễ dàng giúp người mới bắt đầu học Python có thể tạo ra website nhỏ. Flask cũng dễ mở rộng để xây dựng các ứng dụng web phức tạp. Điểm nổi bật khi sử dụng Flask để lập trình web là ta sẽ rất ít bị phụ thuộc bên thứ 3, do đó đề phòng được các lỗi bảo mật.

Các tính năng của Flask Framework:

 Phát triển máy chủ

 Phát triển trình gỡ lỗi

 Khả năng tương thích công cụ dựa trên ứng dụng Google  Nhiều tiện ích mở rộng cho các tính năng mong muốn

 Hỗ trợ bảo mật cookie

 Cung cấp xử lý HTTP request

 API độc đáo và mạch lạc, hỗ trợ RESTful API

 Dễ dàng triển khai

Với mục tiêu xây dựng một Backend server không quá phức tạp nhưng phải xử lý được các yêu cầu của người dùng với tốc độ nhanh, tôi quyết định nghiên cứu và sử dụng framework Flask.

49

4.2 Phân tích thiết kế hệ thống

4.2.1 Biểu đồ use case

4.2.1.1 Biểu đồ use case tổng quát

Hình 4.1 Biểu đồ use case tổng quát

4.2.1.2 Phân rã use case Xem kết quả chẩn đoán Hình 4.2 Phân rã use case Xem kết quả chẩn đoán

50

4.2.1.3 Phân rã use case Xem thư viện bệnh cây



Hình 4.3 Phân rã use case Xem thư viện bệnh cây

4.2.2 Mô tả chi tiết các use case

4.2.2.1 Mô tả use case Chọn cây trồng

Mã use case UC1

Tên use case Chọn cây trồng

Mức 1

Tóm tắt Use case cho phép người dùng chọn cây trồng mà mình

quan tâm

Actor Người dùng

Tiền điều kiện Thiết bị di động của người dùng khởi động ứng dụng thành công

Đảm bảo tối thiểu Thông báo lỗi và yêu cầu chọn lại

Người dùng chọn cây trồng thành công và hệ thống

Đảm bảo thành

chuyển tới màn hình trang chủ

công

| Kích hoạt | Người dùng nhấp chọn vào nút “Bắt đầu” ở góc trên cùng bên trái của ứng dụng |
| --- | --- |

51

Luồng sự kiện:

1. Người dùng nhấp chọn các cây trồng mà mình quan tâm.

2. Người dùng nhấp chọn nút “Bắt đầu” ở góc trên cùng bên trái của ứng dụng

3. Hệ thống lấy dữ liệu thành công.

4. Hệ thống lưu lại các cây trồng người dùng đã chọn và chuyển tiếp tới màn hình trang chủ

Ngoại lệ: Không có

| Hậu điều kiện: Không có. |
| --- |

4.2.2.2 Mô tả use case Xem thời tiết

Mã use case UC2

Tên use case Xem thời tiết

Mức 1

Tóm tắt Use case này cung cấp cho người dùng các thông tin về tình hình thời tiết trong ngày như nhiệt độ, độ ẩm ...

Actor Người dùng

Quá trình thực hiện use case Chọn cây trồng của người

Tiền điều kiện

dùng không xảy ra lỗi và thiết bị di động của người dùng có kết nối Internet

Đảm bảo tối thiểu Thông báo lỗi và yêu cầu thử lại

Đảm bảo thành công

Người dùng xem được các thông tin về tình hình thời tiết trong ngày trên trang chủ của ứng dụng

Kích hoạt Tự động

| Luồng sự kiện: Người dùng truy cập vào trang chủ của ứng dụng và xem các thông tin thời tiết trong ngày |
| --- |

52

Ngoại lệ: Không có

| Hậu điều kiện: Không có. |
| --- |

4.2.2.3 Mô tả use case Xem thư viện bênh cây

Mã use case UC3

Tên use case Xem thư viện bệnh cây

Mức 1

Tóm tắt Use case này cho phép người dùng xem các thông tin về bệnh cây có trong cơ sở dữ liệu

Actor Người dùng

Tiền điều kiện Người dùng truy cập vào trang chủ của ứng dụng thành công

Đảm bảo tối thiểu Thông báo lỗi và yêu cầu thử lại

Đảm bảo thành công

Các thông tin trong bảng PLANT được hiển thị trên giao diện thành công

Kích hoạt Người dùng nhấp chọn mục “Sâu hại và Bệnh cây” trên trang chủ

| Luồng sự kiện:  1. Người dùng nhấp chọn mục “Sâu hại và Bệnh cây” trên trang chủ, hệ thống sẽ lấy danh sách các bệnh cây có trong bảng DISEASE để hiển thị lên màn hình.  2. Sau đó người dùng có thể quay lại trang chủ hoặc xem chi tiết bệnh cây:  2.1 Người dùng chọn quay lại trang chủ:  2.1.1 Người dùng nhấp chọn biểu tượng quay lại ở góc trên cùng bên trái màn hình để quay lại trang chủ.  2.2 Người dùng chọn xem chi tiết bênh cây: |
| --- |

53

2.2.1 Người dùng nhấp chọn bệnh cây muốn xem chi tiết.

2.2.2 Người dùng nhấp chọn biểu tượng quay lại ở góc trên cùng bên trái màn hình để quay lại thư viện bệnh cây.

Ngoại lệ: Không có

| Hậu điều kiện: Không có. |
| --- |

4.2.2.4 Mô tả use case Chẩn đoán bệnh cây qua hình ảnh Mã use case UC4

Tên use case Chấn đoán bệnh cây qua hình ảnh

Mức 1

Use case này cho phép người dùng chẩn đoán được

Tóm tắt

bệnh cây mình đang gặp phải thông qua việc gửi ảnh lên server

Actor Người dùng

Tiền điều kiện Người dùng đã chọn ít nhất một loại cây trồng Thiết bị di động của người dùng có kết nối Internet

Đảm bảo tối thiểu Thông báo lỗi và yêu cầu thử lại

Đảm bảo thành công

Kết quả chẩn đoán bệnh cây được trả về phía người dùng trong thời gian không quá 2 giây

Kích hoạt Người dùng nhấp chọn nút “Chọn ảnh” hoặc “Chụp ảnh” trên trang chủ

| Luồng sự kiện:  1. Người dùng có thể nhấp chọn nút “Chọn ảnh” hoặc “Chụp ảnh” trên trang chủ để thực hiện gửi ảnh lên server:  1.1 Người dùng nhấp chọn nút “Chọn ảnh” trên trang chủ, hệ thống sẽ yêu cầu quyền truy cập tới bộ sưu tập ảnh trên thiết bị của người dùng: |
| --- |

54

1.1.1 Trường hợp người dùng không đồng ý cấp quyền truy cập tới bộ sưu tập ảnh cho hệ thống, ứng dụng tự động quay về trang chủ.

1.1.2 Trường hợp người dùng đồng ý cấp quyền truy cập tới bộ sưu tập ảnh cho hệ thống, ứng dụng hiển thị danh sách các ảnh người dùng có trong bộ sưu tập, người dùng chọn ảnh bệnh cây và gửi lên server.

1.2 Người dùng nhấp chọn nút “Chụp ảnh” trên trang chủ, hệ thống sẽ yêu cầu quyền truy cập tới máy ảnh trên thiết bị của người dùng:

2.1.1 Trường hợp người dùng không đồng ý cấp quyền truy cập tới máy ảnh cho hệ thống, ứng dụng tự động quay về trang chủ.

2.1.2 Trường hợp người dùng đồng ý cấp quyền truy cập máy ảnh cho hệ thống, ứng dụng truy cập vào máy ảnh của thiết bị và cho phép người dùng chụp ảnh gồi gửi trực tiếp lên server.

2. Sau khi tiến hành chẩn đoán bệnh cây từ ảnh người dùng gửi lên server, hệ thống sẽ trả về kết quả cho người dùng là danh sách 3 bệnh cây có độ tin cậy cao nhất được sắp xếp giảm dần. Sau đó người dùng có thể quay lại trang chủ hoặc xem chi tiết một kết quả chẩn đoán bệnh cây:

2.3 Người dùng chọn quay lại trang chủ:

2.1.2 Người dùng nhấp chọn biểu tượng quay lại ở góc trên cùng bên trái màn hình để quay lại trang chủ.

2.4 Người dùng chọn xem chi tiết một kết quả chẩn đoán bệnh cây:

2.2.3 Người dùng nhấp chọn chẩn đoán bệnh cây muốn xem chi tiết.

2.2.4 Người dùng nhấp chọn biểu tượng quay lại ở góc trên cùng bên trái màn hình để quay lại trang chủ hoặc nhấp chọn biểu tượng ở góc trên cùng bên phải màn hình để quay lại trang.

| Ngoại lệ: |
| --- |

55

 Tại bất kỳ bước nào nếu bị mất kết nối tới server sẽ tự động thoát khỏi chức năng và use case kết thúc.

 Tại bước 2, nếu kết quả chẩn đoán bệnh cây cao nhất thấp hơn 40%, hệ thống sẽ hiển thị thông báo “Có khả năng chúng tôi chưa thể giải quyết vấn đề trên cây trồng của bạn ngay, vui lòng chụp bổ sung ảnh để đưa vào cuộc khảo sát cuối tháng”, use case kết thúc.

| Hậu điều kiện: Không có. |
| --- |

4.2.3 Phân tích các use case

4.2.3.1 Use case Chọn cây trồng

 Biểu đồ trình tự use case:

Hình 4.4 Biểu đồ trình tự use case Chọn cây trồng

56

 Biểu đồ lớp phân tích:

Hình 4.5 Biểu đồ lớp phân tích use case Chọn cây trồng 4.2.3.2 Use case Xem thời tiết

 Biểu đồ trình tự use case:

Hình 4.6 Biểu đồ trình tự use case Xem thời tiết

57

 Biểu đồ lớp phân tích:

Hình 4.7 Biểu đồ lớp phân tích use case Xem thời tiết 4.2.3.3 Use case Xem thư viện bệnh cây

 Biểu đồ trình tự use case:

Hình 4.8 Biểu đồ trình tự use case Xem thư viện bệnh cây

58

 Biểu đồ lớp phân tích:

Hình 4.9 Biểu đồ lớp phân tích use case Xem thư viện bệnh cây 4.2.3.4 Use case Chẩn đoán bệnh cây qua hình ảnh

 Biểu đồ trình tự use case:



59

Hình 4.10 Biểu đồ trình tự use case Chẩn đoán bệnh cây qua hình ảnh  Biểu đồ lớp phân tích:



Hình 4.11 Biểu đồ lớp phân tích use case Chẩn đoán bệnh cây qua hình ảnh

60

4.2.4 Thiết kế cơ sở dữ liệu

4.2.4.1 Mô hình dữ liệu quan hệ

Hình 4.12 Mô hình dữ liệu hệ thống

4.2.4.2 Chi tiết các bảng trong cơ sở dữ liệu

Bảng 4.1 Chi tiết bảng PLANT

Tên cột Kiểu dữ liệu Null Ràng buộc Mô tả Primary key,

id int không

Mã của cây

auto

trồng

increment

name nvarchar(50) không không Tên của cây trồng

| imageUrl | varchar(100) | có | không | Đường dẫn ảnh minh họa cây trồng |
| --- | --- | --- | --- | --- |

Bảng 4.2 Chi tiết bảng DISEASE

| Tên cột | Kiểu dữ liệu | Null | Ràng buộc | Mô tả |
| --- | --- | --- | --- | --- |

61

id int không

Primary key, auto

increment

Mã của bệnh cây trồng

Tên tiếng

name varchar(100) không không vname nvarchar(50) không không shortDes nvarchar(100) không không

anh của bệnh cây

Tên tiếng

việt của bệnh cây

Mô tả ngắn gọn về bệnh cây

symptom nvarchar(100) không không Các dấu hiệu của bệnh cây

Thông tin

more nvarchar(100) không không recommend nvarchar(100) không không organic nvarchar(100) không không chemistry nvarchar(100) không không

thêm về bệnh cây

Khuyến nghị của hệ thống về bệnh cây

Biện pháp kiểm soát

hữu cơ

Biện pháp kiểm soát

hóa học

| plant\_id | int | có | Foreign key bảng PLANT | Mã của cây trồng |
| --- | --- | --- | --- | --- |

Bảng 4.3 Chi tiết bảng DISEASE\_IMG

Tên cột Kiểu dữ liệu Null Ràng buộc Mô tả

id int không

Primary key, auto

increment

Mã của ảnh bệnh trên cây trồng

Đường dẫn

url varchar(100) không không

ảnh minh họa bệnh cây

trồng

| disease\_id | int | không | Foreign key bảng  DISEASE | Mã của bệnh cây trồng |
| --- | --- | --- | --- | --- |

62

Bảng 4.4 Chi tiết bảng PHARMACY

Tên cột Kiểu dữ liệu Null Ràng buộc Mô tả

id int không

Primary key, auto

increment

Mã của hiệu thuốc

shopName nvarchar(100) không không Tên của hiệu thuốc

address nvarchar(100) không không Địa chỉ của hiệu thuốc

Mô tả ngắn

description nvarchar(100) có không thumbNail varchar(100) có không

locationCoords varchar(100) không không

gọn về hiệu thuôc

Đường dẫn ảnh minh họa hiệu thuốc

Tọa độ của hiệu thuốc trên google map

| phoneNumber | varchar(20) | không | không | Đường dây nóng của  hiệu thuôc |
| --- | --- | --- | --- | --- |

Bảng 4.5 Chi tiết bảng WEATHER

Tên cột Kiểu dữ liệu Null Ràng buộc Mô tả

id int không

Primary key, auto

increment

Mã của thời tiết

temp float không không Nhiệt độ Nhiệt độ

feelsLike float không không

cảm giác thực tế

| low | float | không | không | Nhiệt độ  thấp nhất  trong ngày ghi nhận  được |
| --- | --- | --- | --- | --- |

63

Nhiệt độ cao nhất trong

high float không không ngày ghi

nhận được

Mô tả về

tình hình

description varchar(100) không không thời tiết hiện

tại

| icon | varchar(100) | không | không | Đường dẫn cho biểu  tượng về  tình hình  thời tiết |
| --- | --- | --- | --- | --- |

4.2.5 Thiết kế giao diện hệ thống



64

Hình 4.13 Màn hình tải app và Màn hình chọn cây trồng Hình 4.14 Trang chủ, màn hình cộng đồng và màn hình cá nhân 

65

Hình 4.15 Màn hình thư viện ảnh và màn hình chi tiết bệnh cây 

Hình 4.16 Màn hình kết quả chẩn đoán và chi tiết kết quả chẩn đoán bệnh cây trồng

4.3 Giao diện hệ thống

Giao diện được thiết kế với tông màu sáng, thao tác đơn giản và dễ sử dụng. Hiện tại hệ thống chỉ hỗ trợ ngôn ngữ Tiếng Việt với mục đích chính

66

hướng tới người sử dụng trong nước nhưng trong tương lai hệ thống sẽ được nâng cấp để hỗ thêm một số ngôn ngữ thông dụng như tiếng Anh và tiếng Trung Quốc. Chi tiết giao diện được trình bày qua các hình bên dưới.



Hình 4.17 Logo của app

Hình 4.18 Giao diện trang chủ của app

67

Các chức năng chính của hệ thống như chẩn đoán bệnh cây trồng qua ảnh chụp và ảnh trong bộ sưu tập, mẹo canh tác hay tính toán phân bón đều có lối tắt đặt ở trang chủ để thuận tiện cho người sử dụng. Ngoài ra phía cuối trang chủ sẽ là thư viện ảnh lưu lại các ảnh người dùng đã từng kiểm tra, giúp người dùng dễ dàng theo dõi tình trạng sức khỏe của cây trồng hơn.



Hình 4.19 Giao diện cộng đồng

Hình 4.20 Giao diện trang cá nhân người sử dụng

Cộng đồng (Community) là một bản đồ thu nhỏ kết nối các chủ vườn, chuyên gia nông nghiệp và các hiệu thuốc uy tín. Tại trang cá nhân (Profile) của mỗi người dùng sẽ có phần đánh giá sản phẩm, hàng tháng sẽ một cuộc khảo sát về các loại cây hay loại bệnh mà người dùng cảm thấy cần thiết nhưng hệ thống chưa đáp ứng được để đội ngũ phát triển có thể bổ sung kịp thời.

68



Hình 4.22 Lựa chọn

giống cây mà bạn quan tâm Hình 4.21 Thư viện hình ảnh bệnh cây trồng

Hệ thống cung cấp một thư viện hình ảnh tương đối lớn giúp người dùng có nguồn tham khảo đáng tin cậy. Ngoài ra người sử dụng có thể lựa chọn các loại cây mình quan tâm để từ đó hệ thống có thể gợi ý các sản phẩm cũng như thông tin của các chuyên gia về loại cây đó.

4.4 Các chức năng của hệ thống

4.4.1 Chức năng chính

Hệ thống có chức năng chính là chẩn đoán bệnh cây trồng qua dữ liệu hình ảnh nhận được từ người dùng, từ đó đưa ra giải pháp (kiểm soát hữu cơ và kiểm soát hóa học) cũng như các thông tin quan trọng liên quan tới bệnh cây bao gồm triệu chứng bệnh, khuyến nghị từ các chuyên gia cây trồng, một số hình ảnh khác của bệnh cây để người dùng có thể tham khảo thêm.

69

Cùng với sự phát triển của điện thoại thông minh, camera trên điện thoại cũng ngày càng có độ phân giải cao từ đó cho ra những bức ảnh có dung lượng lớn (trung bình từ 9.1 Megapixel tới 24 Megapixel), vậy nên đầu tiên ảnh cây bệnh sau khi được người dùng chụp hay chọn trong máy để gửi lên hệ thống sẽ được thay đổi kích thước sao cho phù hợp để quá trình truyền tải thông tin được nhanh nhất. Gói flutter\_native\_image hỗ trợ tốt công đoạn trên khi cung cấp các hàm có chức năng giảm dung lượng ảnh nhưng vẫn giữ nguyên được chất lượng và tỉ lệ dài:rộng ban đầu của dữ liệu.

Mã nguồn minh họa việc thay đổi kích thước ảnh:

ImageProperties properties = await

FlutterNativeImage.getImageProperties(pickedFile!.pa th);

File compressedFile = await

FlutterNativeImage.compressImage(pickedFile!.path, quality: 100,

targetWidth: (properties.width! \* 300 / properties.height!).round(),

targetHeight: 300);

Tiếp theo, ảnh cây bệnh đầu vào sẽ được hệ thống đọc và chuyển đổi thành dãy nhị phân 0 và 1, sau đó để có thể gửi qua HTTP POST tới server một cách dễ dàng nhất tôi đã sử dụng phương pháp base64 encoding mã hóa dữ liệu nhị phân vừa thu được sang định dạng văn bản ASCII 6 bit nhằm loại bỏ các byte có khả năng làm gián đoạn quá trình truyền.

Mã nguồn minh họa quá trình mã hóa dữ liệu ảnh đầu vào thành base64:

Future<String> convert\_image\_to\_base64(String path) async {

final File file = File(path);

Uint8List bytes = await file.readAsBytes();

String array\_string = base64Encode(bytes); return array\_string;

}

70

Dữ liệu sau khi chuyển đến server sẽ được chuyển đổi về dạng ma trận pixel để đưa vào mô hình DSVM tiến hành nhận dạng. Kết quả phân lớp sẽ được gửi về dưới dạng dữ liệu json và hiển thị lên điện thoại người dùng trong khoảng 2-4 giây. Người dùng sẽ nhận về 3 kết quả có độ tin cậy (Accuracy) cao nhất mà mô hình dự đoán được (Kết quả sắp xếp theo chiều giảm dần của độ tin cậy). Tuy nhiên trong trường hợp bệnh được dự đoán có độ tin cậy từ 95% trở lên, hệ thống sẽ hiển thị trực tiếp lên màn hình điện thoại các thông tin chi tiết bệnh đó. Mặt khác khi độ tin cậy không đảm bảo yêu cầu ở mức dưới 40%, hệ thống sẽ hiển thị thông báo để người dùng có thể chụp lại hoặc chụp thêm ảnh về vấn đề trên cây trồng mình đang gặp phải và gửi cho đội ngũ phát triển vào cuộc khảo sát cuối tháng giúp hoàn thiện bộ cơ sở dữ liệu hơn.

Mã nguồn phía server:

def stringToRGB(base64\_string):

imgdata = base64.b64decode(base64\_string)

image = Image.open(io.BytesIO(imgdata))

return cv2.cvtColor(np.array(image), cv2.COLOR\_BGR2RGB)

def prepare(img):

IMG\_SIZE = 128

new\_array = cv2.resize(img, (IMG\_SIZE, IMG\_SIZE

return new\_array.reshape(-1, IMG\_SIZE, IMG\_SIZE, 3)/255.0

@app.route('/predict', methods = ['GET', 'POST'])

@cross\_origin(origin='\*')

def nameRoute():

global response

if(request.method == "POST"):

request\_data = request.data

request\_data = json.loads(request\_data.decode('utf-8')) base64str = request\_data['data']

img = stringToRGB(base64str)

extracted = feature\_extractor.predict(prepare(img))

res = my\_model.predict\_proba(extracted)

# response = CAC\_BENH[np.argmax(res[0])]

71

list\_res = dict(zip(CAC\_BENH, res[0]\*100))

final\_res = sorted(list\_res.items(), key = lambda x : x[1], reverse=True)

response = final\_res

return " "

else:

return jsonify({'benh1st': response[0][0], 'tile1': response[0][1], 'benh2nd': response[1][0], 'tile2': response[1][1], 'benh3rd': response[2][0], 'tile3': response[2][1]})

Mô hình hoạt động của chức năng chẩn đoán bệnh cây trồng được khái quát và thể hiện qua Hình 4.7 dưới đây:

Choose/take picture 

results

encoding

HTTP POST 

Hình 4.23 Mô hình hoạt động của chức năng chẩn đoán bệnh cây trồng