

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT
THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH

NGUYỄN ĐỨC THÔNG

NGHIÊN CỨU THIẾT KẾ HỆ THỐNG PHÂN LOẠI NÔNG SẢN
HIỆU SUẤT CAO SỬ DỤNG CÔNG NGHỆ XỬ LÝ ẢNH
KẾT HỢP TRÍ THÔNG MINH NHÂN TẠO

LUẬN ÁN TIẾN SĨ
NGÀNH: KỸ THUẬT CƠ KHÍ

Tp. Hồ Chí Minh, tháng ... /2022

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT
THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**

NGUYỄN ĐỨC THÔNG

**NGHIÊN CỨU THIẾT KẾ HỆ THỐNG PHÂN LOẠI NÔNG SẢN
HIỆU SUẤT CAO SỬ DỤNG CÔNG NGHỆ XỬ LÝ ẢNH
KẾT HỢP TRÍ THÔNG MINH NHÂN TẠO**

NGÀNH: KỸ THUẬT CƠ KHÍ - 9520103

Người hướng dẫn khoa học 1: PGS. TS. NGUYỄN TRƯỜNG THỊNH

Người hướng dẫn khoa học 2: PGS. TS. HUỖNH THANH CÔNG

Phản biện 1:

Phản biện 2:

Phản biện 3:

Tp. Hồ Chí Minh, tháng ... /2022

QUYẾT ĐỊNH

V.v giao đề tài luận án và người hướng dẫn nghiên cứu sinh khóa 2015-2018

HIỆU TRƯỞNG TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT TP. HỒ CHÍ MINH

Căn cứ Quyết định số 118/2000/QĐ-TTg ngày 10 tháng 10 năm 2000 của Thủ tướng Chính phủ về việc thay đổi tổ chức của Đại học Quốc gia TP. Hồ Chí Minh, tách Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật TP. Hồ Chí Minh trực thuộc Bộ Giáo dục và Đào tạo

Căn cứ Quyết định số 70/2014/QĐ-TTg ngày 10/12/2014 của Thủ tướng Chính phủ về ban hành Điều lệ trường Đại học

Căn cứ Thông tư số 10/2009/TT-BGDĐT ngày 07/5/2009 của Bộ Giáo dục và Đào tạo về việc Ban hành Quy chế đào tạo trình độ tiến sĩ;

Căn cứ Thông tư số 05/2012/TT-BGDĐT ngày 15/02/2012 của Bộ Giáo dục và Đào tạo về việc sửa đổi, bổ sung một số điều của Quy chế đào tạo trình độ tiến sĩ ban hành kèm theo Thông tư số 10/2009/TT-BGDĐT ngày 07/5/2009 của Bộ trưởng Bộ Giáo dục và Đào tạo;

Xét nhu cầu công tác và khả năng cán bộ;

Xét đề nghị của Trưởng phòng Đào tạo,

QUYẾT ĐỊNH:

Điều 1. Giao đề tài luận án tiến sĩ và người hướng dẫn cho:

Nghiên cứu sinh : **Nguyễn Đức Thông**

Ngành : **Kỹ thuật cơ khí**

Khoá: **2015 - 2018**

Tên luận án : **Nghiên cứu thiết kế hệ thống phân loại nông sản hiệu suất cao sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp trí thông minh nhân tạo**

Người HD thứ nhất (HD chính): **PGS.TS Nguyễn Trường Thịnh**

Người HD thứ hai : **TS. Huỳnh Thanh Công**

Thời gian thực hiện : **05/10/2015 đến 05/10/2018**

Điều 2. Giao cho Phòng Đào tạo quản lý, thực hiện theo đúng Quy chế đào tạo trình độ tiến sĩ của Bộ Giáo dục & Đào tạo đã ban hành.

Điều 3. Trưởng các đơn vị, phòng Đào tạo, các Khoa quản ngành tiến sĩ và các Ông (Bà) có tên tại Điều 1 chịu trách nhiệm thi hành quyết định này.

Quyết định có hiệu lực kể từ ngày ký./.

Nơi nhận :

- BGH (để biết);
- Như điều 2, 3;
- Lưu: VT, SDH.



LỜI CAM ĐOAN

Tôi cam đoan đây là công trình nghiên cứu của tôi.

Các số liệu, kết quả nêu trong Luận án là trung thực và chưa từng được ai công bố trong bất kỳ công trình nào khác.

Tp. Hồ Chí Minh, ngày ... tháng ... năm 2022

Tác giả

Nguyễn Đức Thông

TÓM TẮT

Luận án nghiên cứu thiết kế hệ thống phân loại xoài hiệu suất cao sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp trí thông minh nhân tạo đã được thực hiện bằng phương pháp phân tích lý thuyết, cơ sở lý luận, phương pháp mô hình hoá và phương pháp thực nghiệm. Hệ thống phân loại được nghiên cứu gồm 3 phần chính. Đầu tiên là nghiên cứu hệ thống phân loại xoài tự động theo khối lượng, kế đến là phát triển phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và khuyết tật trái sử dụng xử lý ảnh và cuối cùng là hoàn thành hệ thống phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp trí tuệ nhân tạo. Hệ thống phân loại được nghiên cứu và ứng dụng các phương pháp phân loại khác nhau và chọn phương pháp phân loại xoài tối ưu nhất (khuyết tật, thể tích và khối lượng) là phương pháp mô hình RF có hiệu suất đạt 98,1%. Mạng thần kinh nhân tạo tối ưu có thể dự đoán độ Brix của mỗi trái xoài dựa trên khối lượng, chiều dài, chiều rộng và thể tích với độ chính xác 98% trên thực nghiệm. Ngoài ra, hệ thống phân loại cũng đạt năng suất cao khoảng 3.000 - 5.000 kg xoài/giờ (tương đương khoảng 6 - 8 trái/giây) được lắp đặt tại TP. Cao Lãnh, tỉnh Đồng Tháp và đã được vận hành). Mặt khác, hệ thống phân loại này cũng phân loại được các loại nông sản khác khi thay đổi một số yếu tố và cơ cấu. Các kết quả đạt được:

Thực hiện nghiên cứu, tính toán và hoàn thành hệ thống phân loại xoài. Xây dựng được cơ sở lý thuyết, phương pháp luận và các phương pháp phân loại xoài khác nhau áp dụng trên hệ thống phân loại.

Ứng dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI trên hệ thống phân loại. Thực nghiệm và so sánh kết quả lý thuyết với tính toán hệ thống phân loại trong cùng điều kiện đầu vào và đầu ra.

Các mô hình phân loại đã được thực hiện với việc hỗ trợ các thuật toán máy học. Việc triển khai phân loại xoài dựa trên việc áp dụng công nghệ xử lý ảnh để xử lý hình ảnh chụp xoài và sau đó sử dụng bốn phương pháp mô hình LDA, SVM, KNN và RF để tự động phân loại xoài. Thuật toán Máy học có giám sát có thể duy trì độ

chính xác dự đoán cao cho các loại xoài khác nhau. Tuy nhiên, giải pháp này nên áp dụng cho loại xoài tương tự như xoài mẫu.

Trong suốt quá trình phân loại, một chuỗi các phương pháp phân tích trong xử lý ảnh được sử dụng để biến đổi hình ảnh đã chụp của xoài thành dạng hình ảnh có thể dễ dàng trích xuất tính năng từ xoài. Thí nghiệm cho thấy các phương pháp như vậy thành công khi kết quả dự đoán có lỗi nhỏ.

Kết quả dự đoán của các mô hình giám sát về máy học được đề cập trong nghiên cứu này có độ chính xác cao. Đặc biệt, phương pháp mô hình RF có hiệu suất dự đoán tốt nhất là 98,1 % và được đề xuất để dự đoán phân loại xoài.

Mạng lưới thần kinh tối ưu có thể dự đoán độ Brix của xoài dựa trên khối lượng, chiều dài, chiều rộng và thể tích với độ chính xác 98% thực nghiệm.

SUMMARY

The thesis of researching and designing a high performance mango classification system using technology of image processing combined with artificial intelligence had been performed by theoretical analysis method, theoretical basis, modeling method and experimental method. The studied classification system consists of about 3 main parts. Firstly, the design of an automatic mango classification system by weight, then the development of classification of mangoes by weight, volume and fruit defects using image processing and finally complete the mango classification system using image processing technology combined with artificial intelligence. The classification system was studied and applied different classification methods and chose the most optimal mango method classification (defect, volume and mass) was the RF model method with an efficiency of 98.1%. The optimal artificial neural network can predict the brix of each mango based on its mass, length, width and volume with 98% accuracy on the test set. In addition, a sorting system with a high yield of about 3,000-5,000 kg of mangoes/hour (equivalent to about 6-8 fruits/second) was installed in Cao Lanh city, Dong Thap province and already operational). On the other hand, this classification system can also classify other agricultural products when we change some factors and structure. The results obtained are as follows:

Conduct research, calculate, design and complete the mango classification system. Presenting the theoretical basis, methodology and different classification methods applied on the classification system.

Applying technology of image processing combined with artificial intelligence based on the classification system. Experiment and compare the theoretical results with the design calculation of the classification system under the same input and output conditions.

The classification models have been implemented with the support of machine learning algorithms. The implementation of classification mango is based

on applying image processing technology to process mango captured images and then using four model methods LDA, SVM, KNN and RF to automatically classify mangoes. Machine Learning solutions are supervised with designs that can maintain high prediction accuracy for different mango varieties. However, the same should be applied to the mango as the sample mango.

During the classification process, a chain of analytical methods in image processing are used to transform the captured image of mango into an image form that can easily be extracted from the mango. Experiments show that such methods are successful when the prediction results have a small error.

The prediction results of the machine learning monitoring models mentioned in this study have high accuracy. In particular, the RF model method has the best prediction performance of 98.1% and is proposed to predict the mango type.

The optimal neural network can predict the brix of mangoes depends on mass, length, width and volume with experimentation of 98%.

MỤC LỤC

Trang

Trang tựa	
Quyết định giao đề tài	i
Lời cam đoan	ii
Tóm tắt	iii
Mục lục	vii
Danh sách từ viết tắt	xi
Danh sách các bảng	xiii
Danh sách các hình	xiv
CHƯƠNG I: TỔNG QUAN VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT	1
1.1. Tổng quan về hệ thống phân loại nông sản, công nghệ xử lý ảnh và trí thông minh nhân tạo ...	4
1.1.1. Cơ sở lý thuyết về xử lý ảnh và trí tuệ nhân tạo (AI)	4
1.1.2. Chỉ tiêu đánh giá chất lượng trái xoài theo tiêu chuẩn Viet GAP và Global GAP ...	9
1.1.2.1. Phạm vi áp dụng.....	9
1.1.2.2. Khái quát vấn đề phân loại nông sản.....	12
1.1.3. Tình hình nghiên cứu trong nước.....	14
1.1.4. Tình hình nghiên cứu ngoài nước	19
1.1.5. Kết luận chung tình hình nghiên cứu	37
1.2. Tính cấp thiết của đề tài	38
1.3. Mục tiêu nghiên cứu	42
1.3.1. Mục tiêu tổng quát	42
1.3.2. Mục tiêu cụ thể.....	42
1.4. Phương pháp nghiên cứu	43
1.4.1. Nghiên cứu lý thuyết.....	43
1.4.2. Nghiên cứu mô phỏng.....	43
1.4.3. Nghiên cứu thực nghiệm.....	43
1.5. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu	43
1.6. Kế hoạch dự kiến thực hiện đề tài.....	44

1.6.1. Nội dung nghiên cứu.....	44
1.6.2. Kế hoạch thực hiện	44
1.6.3. Kết cấu định hướng đề tài.....	44
1.7. Dự kiến và ứng dụng kết quả nghiên cứu	46
1.7.1. Dự kiến kết quả nghiên cứu	46
1.7.2. Ứng dụng kết quả.....	47
CHƯƠNG II: NGHIÊN CỨU MÔ HÌNH THÍ NGHIỆM HỆ THỐNG	
PHÂN LOẠI XOÀI THEO KHỐI LƯỢNG	48
2.1. Khái quát về mô hình hệ thống phân loại xoài theo khối lượng	48
2.2. Nguyên lý hoạt động.....	48
2.3. Cơ cấu khung hệ thống phân loại.....	50
2.4. Cơ cấu băng tải để xử lý ảnh và tính thể tích.....	50
2.5. Cơ cấu gạt loại bỏ trái hỏng.....	51
2.6. Cơ cấu băng tải tính khối lượng xoài.....	52
2.7. Cơ cấu phân loại xoài theo khối lượng	58
2.8. Kết quả xác định khối lượng xoài trên băng tải	59
2.9. Kết luận.....	60
CHƯƠNG III: PHÂN LOẠI XOÀI THEO KHỐI LƯỢNG, THỂ TÍCH	
VÀ KHUYẾT TẬT SỬ DỤNG CÔNG NGHỆ XỬ LÝ ẢNH	61
3.1. Khái quát về công nghệ xử lý ảnh	61
3.2. Nguyên lý hoạt động hệ thống xử lý ảnh.....	63
3.3. Hệ thống phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh.....	63
3.3.1. Cấu trúc hệ thống phân loại	63
3.3.2. Giải thuật hệ thống phân loại theo khuyết tật, thể tích và khối lượng	64
3.3.3. Quy trình xử lý ảnh và tính toán số liệu.....	65
3.3.3.1. Thu nhận ảnh.....	65
3.3.3.2. Tiền xử lý.....	68
3.3.3.3. Chuyển ảnh màu RGB sang ảnh mức xám	70
3.3.3.4. Nhị phân hóa ảnh	71

3.3.3.5. Phát hiện và tính diện tích khuyết tật.....	72
3.3.3.6. Phân loại dựa trên diện tích khuyết tật.....	73
3.4. Hệ thống xử lý ảnh tính thể tích xoài.....	74
3.4.1. Camera Kinect	74
3.4.2. Camera - RGB.....	74
3.4.3. Hệ thống phân loại xoài sử dụng Kinect.....	75
3.4.3.1. Thuật toán xác định thể tích xoài theo Kinect	75
3.4.3.2. Phương pháp 1 - Tách lớp cắt tính thể tích xoài	76
3.4.3.3. Phương pháp 2 - Thống kê kích thước (theo thể tích)	79
3.4.4. Hệ thống phân loại xoài sử dụng Camera - RGB	84
3.4.5. Kết quả phương pháp tính thể tích xoài sử dụng xử lý ảnh	86
3.4.6. Cơ cấu gạt loại bỏ trái hỏng (khuyết tật)	86
3.5. Hệ thống tính khối lượng xoài để phân loại.....	87
3.5.1. Cơ cấu điều khiển tính khối lượng xoài.....	87
3.5.2. Thuật toán và phương pháp điều khiển.....	88
3.6. Cơ cấu phân loại xoài ra từng loại	92
3.6.1. Chương trình điều khiển	95
3.6.2. Cơ cấu cân khối lượng và phân loại xoài.....	95
3.7. Kết quả phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và khuyết tật sử dụng xử lý ảnh	93
3.8. Kết luận.....	94
CHƯƠNG IV: HỆ THỐNG PHÂN LOẠI XOÀI SỬ DỤNG CÔNG NGHỆ	
XỬ LÝ ẢNH KẾT HỢP TRÍ TUỆ NHÂN TẠO	95
4.1. Khái quát hệ thống phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI	95
4.2. Chuẩn bị dữ liệu cho quá trình chấm điểm	98
4.3. Hệ thống phân loại sử dụng thị giác máy	99
4.4. Trích xuất các tính năng bên ngoài hình ảnh xoài	103
4.5. Ước tính khối lượng và tỷ trọng trái xoài	105
4.6. Phương pháp mô hình máy học trên hệ thống phân loại	108
4.6.1. Nhận biết xoài bằng phương pháp tự học	110

4.6.1.1. Giai đoạn 1 - Mô hình huấn luyện	111
4.6.1.2. Giai đoạn 2 - Nhận biết xoài	112
4.6.1.3. Giai đoạn 3 - Xử lý ảnh.....	113
4.6.1.4. Giai đoạn 4 - Cập nhật dữ liệu	117
4.6.2. Bộ dữ liệu trong các mô hình máy học	117
4.7. Phân loại xoài sử dụng các phương pháp mô hình LDA, SVM, KNN và RF	125
4.8. Kết quả phân loại xoài ứng dụng các mô hình LDA, SVM, KNN và RF	142
4.9. Dự đoán độ Brix xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI.....	143
4.9.1. Khái quát các yếu tố đánh giá chất lượng bên trong trái xoài	143
4.9.2. Xác định yếu tố phụ thuộc độ Brix xoài	146
4.9.3. Giải thuật và chương trình điều khiển AI xác định độ Brix xoài	146
4.9.3.1. Xác định cấu trúc mô hình FFNN xác định độ Brix xoài	147
4.9.3.2. Phương pháp tự học trong bài toán xác định độ Brix xoài.....	149
4.9.3.3. Mạng lưới thần kinh tối ưu để dự đoán độ Brix xoài.....	151
4.10. Kết quả ứng dụng AI dự đoán độ Brix xoài.....	154
4.11. Kết luận.....	155
CHƯƠNG V: KẾT LUẬN	157
5.1. Thảo luận	157
5.2. Kết luận.....	160
5.2.1. Kết quả nghiên cứu mô hình thí nghiệm hệ thống phân loại xoài theo khối lượng....	160
5.2.2. Kết quả phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và khuyết tật sử dụng công nghệ xử lý ảnh ...	160
5.2.3. Kết quả hệ thống phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI	160
5.2.4. Kết quả sử dụng hệ thống phân loại xoài thực nghiệm	161
5.3. Định hướng phát triển đề tài	162
TÀI LIỆU THAM KHẢO	163
DANH MỤC CÔNG TRÌNH CÔNG BỐ CỦA TÁC GIẢ.....	173
PHỤ LỤC.....	174

DANH SÁCH CÁC TỪ VIẾT TẮT

TTNT: Trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence: AI).

CCD (Charge Coupled Device): Linh kiện tích điện kép, là cảm biến chuyển đổi hình ảnh quang học sang tín hiệu điện trong các máy thu nhận hình ảnh.

GMM (General Method of Moments): Tên chung của một phương pháp hồi quy/ước lượng (estimation) để xác định các thông số của mô hình thống kê hoặc mô hình kinh tế định lượng.

PCI (Peripheral Component Interconnect): Trong khoa học máy tính, là một chuẩn để truyền dữ liệu giữa các thiết bị ngoại vi đến một bo mạch chủ (thông qua chip cầu nam).

Hyperspectral: Ứng dụng ảnh viễn thám siêu phổ.

PSNR (Peak signal-to-noise ratio): Tỷ số tín hiệu cực đại trên nhiễu, tỷ lệ giữa giá trị năng lượng tối đa của một tín hiệu và năng lượng nhiễu ảnh hưởng đến độ chính xác của thông tin.

RGB: Đỏ (red), xanh lá cây (green) và xanh lam (blue), là ba màu gốc trong các mô hình ánh sáng bổ sung.

VNIR (Visible and Near-Infrared): Phổ hồng ngoại gần và khả kiến.

SWIR (Short wave Infrared): Phổ hồng ngoại bước sóng ngắn.

SVM (Support Vector Machines): Máy vector hỗ trợ, là một khái niệm trong thống kê và khoa học máy tính cho một tập hợp các phương pháp máy học có giám sát liên quan với nhau để lựa chọn và phân tích hồi quy.

SMO (Sequential Minimal Optimization): Thuật toán tối thiểu tuần tự.

ROC (Receiver operating characteristic): Đường cong đặc trưng hoạt động của bộ thu nhận để xác định là có tín hiệu hay chỉ là do nhiễu.

PCA (Principal Component Analysis): Một trong những phương pháp phân tích dữ liệu nhiều biến đơn giản nhất.

FSCABC (Fitness-scaled chaotic artificial bee colony): Phương pháp kỹ thuật xử lý quy mô hoạt động hỗn độn của bầy ong nhân tạo.

PSO-FNN (Particle Swarm Optimization- Feed-forward Neural Network): Phương pháp tối ưu bầy đàn kết hợp thuật toán thần kinh.

GA-FNN (Genetic Algorithm-FNN): Thuật toán di truyền kết hợp thuật toán thần kinh.

ANN (Artificial Neural Network): Mạng lưới thần kinh nhân tạo.

RFE (Recursive Feature Elimination): Kỹ thuật khử tính năng đệ quy.

MADM (Multi Attribute Decision Making): Kỹ thuật dựa vào đa thuộc tính đưa ra quyết định.

LDA (Linear Discriminant Analysis): Kỹ thuật phân tích tuyến tính biệt thức.

K-NN (k-Nearest Neighbours): Thuật toán láng giềng gần nhất.

DT (Decision Trees): Kỹ thuật cây quyết định.

ELM (Extreme Learning Machine): Phương pháp máy học.

K-Means: Thuật toán phân cụm dữ liệu.

GMM (Gaussian Mixture Model): Hỗn hợp mẫu Gaussian.

FCM (Fuzzy C Means): Phương pháp phân cụm dữ liệu mờ.

DANH SÁCH CÁC BẢNG

	Trang
Bảng 1.1. Tiêu chí để đánh giá chất lượng của nông sản	8
Bảng 1.2. Kích cỡ xoài xác định theo khối lượng trái.....	11
Bảng 1.3. Dải kích cỡ khối lượng xoài	11
Bảng 1.4. Khảo nghiệm kết quả phân loại khoai tây qua webcam.....	16
Bảng 1.5. Kết quả so sánh tổng hợp độ chính xác của 3 phương pháp nhận dạng	18
Bảng 1.6. Phân tích năng suất thu được	22
Bảng 2.1. Khối lượng xoài cân thực tế và khi cân trên băng tải	59
Bảng 3.1. Bảng thông số phương trình phụ thuộc thể tích xoài	80
Bảng 3.2. Kết quả so sánh giữa cân khối lượng xoài thực tế với băng tải	90
Bảng 3.3. Sai số tính khối lượng xoài thực tế và tính bằng phương trình.....	91
Bảng 4.1. Số lượng mẫu xoài đo mỗi tháng	126
Bảng 4.2. Bảng phân phối sai số tuyệt đối các biến của xoài.....	129
Bảng 4.3. Đặc điểm loại xoài tiêu chuẩn.....	129
Bảng 4.4. Kích thước thực tế của các biến chiều cao, chiều rộng và khuyết tật	131
Bảng 4.5. So sánh giữa khối lượng thực tế và ước tính	132
Bảng 4.6. Bảng phạm vi các biến của dữ liệu	133
Bảng 4.7. Dữ liệu sau khi chuẩn hóa.....	134
Bảng 4.8. Số lượng bộ dữ liệu.....	135
Bảng 4.9. Độ chính xác của các mô hình	140
Bảng 4.10. Bảng thông số phương trình phụ thuộc độ Brix xoài.....	146
Bảng 4.11. Kết quả đo độ Brix xoài ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo	154

DANH SÁCH CÁC HÌNH

	Trang
Hình 1.1. Thị phần xuất khẩu xoài của Việt Nam	2
Hình 1.2. Sơ đồ các bước cơ bản trong xử lý ảnh	5
Hình 1.3. Sơ đồ cấu tạo hệ thống thị giác máy	6
Hình 1.4. Sơ đồ hệ thống phân loại nông sản	12
Hình 1.5. Kết quả nhận dạng khuyết điểm trên mặt trái xoài	15
Hình 1.6. Kết quả nhận dạng quả cà chua cần thu hoạch.....	17
Hình 1.7. Sơ đồ máy phân loại và hệ thống chiếu sáng	19
Hình 1.8. Hệ thống phần cứng phát hiện táo trong đường thẳng	19
Hình 1.9. Các thiết lập thu nhận ảnh và lưu đề giải thuật.....	20
Hình 1.10. Xử lý ảnh trên xoài và mô hình phân loại xoài đề xuất	21
Hình 1.11. Chip xử lý 3 màu và hệ thống hình ảnh đa phổ với một bánh xe quay....	23
Hình 1.12. Hệ thống hình ảnh hyperspectral ISL về an toàn thực phẩm	23
Hình 1.13. Sơ đồ thí nghiệm phân loại táo.....	24
Hình 1.14. Sơ đồ nguyên lý làm việc hệ thống phân loại trái cây	25
Hình 1.15. Sơ đồ xử lý ảnh trong hệ thống phân loại thông minh đơn giản	25
Hình 1.16. Trình tự các bước phân tích và xử lý hình ảnh.....	26
Hình 1.17. Sơ đồ làm việc hệ thống hình ảnh hyperspectral của phổ VNIR và SWIR....	27
Hình 1.18. Hệ thống phân loại phát hiện vết bầm trái táo.....	28
Hình 1.19. Sơ đồ xử lý ảnh và hệ thống ảnh đa phổ hyperspectral.....	29
Hình 1.20. Quá trình phân loại trái hồng bằng thuật toán phân loại màu sắc	29
Hình 1.21. Hệ thống phân loại phát hiện khiếm khuyết, phân khúc trên R, G và ma trận H.....	30
Hình 1.22. Sơ đồ và giải thuật thiết kế hệ thống phân loại táo	31
Hình 1.23. Hình ảnh phân khúc táo và phân loại Táo	33
Hình 1.24. Hình ảnh cùng với các đường viền nhận được khi xử lý ảnh.....	33
Hình 1.25. Bề mặt nhẵn với các khuyết tật bề mặt khác nhau	34
Hình 1.26. Hệ thống phân loại trái cây tự động dựa trên máy quan sát.....	35

Hình 1.27.	Sơ đồ hệ thống xử lý ảnh điện hình và phân tích hình ảnh quang học tảo hồng	36
Hình 1.28.	Ba chế độ quét để tạo một hình ảnh quang học và các khuyết tật của tảo	36
Hình 1.29.	Sơ đồ xử lý ảnh quang học và ảnh RGB mẫu xoài chụp ở bước sóng nhất định	37
Hình 1.30.	Phân loại nông sản bằng phương pháp thủ công	40
Hình 1.31.	Sơ đồ tổng thể thực hiện đề tài luận án	45
Hình 1.32.	Sơ đồ kết cấu định hướng đề tài	45
Hình 2.1.	Sơ đồ tổng quát mô hình hệ thống phân loại xoài	49
Hình 2.2.	Sơ đồ nguyên lý hoạt động hệ thống phân loại xoài theo khối lượng	49
Hình 2.3.	Mô hình hệ thống băng tải để xử lý ảnh và thể tích	50
Hình 2.4.	Mô hình hoạt động băng tải tính khối lượng	52
Hình 2.5.	Sơ đồ tính khối lượng thực tế của trái xoài	53
Hình 2.6.	Sơ đồ phân tích tính tải trọng trái xoài lên băng tải theo trục x	53
Hình 2.7.	Biểu đồ liên hệ giữa khối lượng xoài lên trục x	55
Hình 2.8.	Sơ đồ phân tích tính tải trọng trái xoài lên băng tải theo trục y	56
Hình 2.9.	Biểu đồ liên hệ giữa khối lượng xoài lên trục y	57
Hình 2.10.	Mô hình hệ thống phân loại xoài theo cơ cấu xylanh	59
Hình 2.11.	Mô hình hoạt động hệ thống phân loại xoài tự động	60
Hình 3.1.	Sơ đồ quy trình phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh	62
Hình 3.2.	Sơ đồ nguyên tắc xử lý ảnh trong thị giác máy	63
Hình 3.3.	Cấu trúc hệ thống phân loại xoài	64
Hình 3.4.	Lưu đồ giải thuật hệ thống phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và khuyết tật trái	64
Hình 3.5.	Lưu đồ giải thuật các bước quy trình xử lý ảnh	65
Hình 3.6.	Hệ thống xử lý ảnh	66
Hình 3.7.	Cấu hình độ rộng nhận diện ảnh của camera và buồng chụp	66
Hình 3.8.	Bố trí camera, ánh sáng và định vị trái xoài trên băng tải	67
Hình 3.9.	Sắp xếp phần tử trung vị	69
Hình 3.10.	Ảnh lọc nhiễu	69
Hình 3.11.	Hình ảnh được lưu trữ và cường độ màu	70
Hình 3.12.	Kích thước trái xoài tìm được tính theo đơn vị Pixel	70

Hình 3.13. Chuyển ảnh màu RGB sang ảnh xám.....	71
Hình 3.14. Chuyển ảnh sang xám	71
Hình 3.15. Chuyển ảnh xám sang nhị phân.....	71
Hình 3.16. Ví dụ về thuật toán Contour	72
Hình 3.17. Giới hạn Contour.....	72
Hình 3.18. Kích thước thực của một trái xoài mẫu	73
Hình 3.19. Số vùng khuyết tật tìm thấy	73
Hình 3.20. Ảnh chụp xoài khi sử dụng Depth camera của Kinect.....	75
Hình 3.21. Các bước tiến hành tách lớp.....	76
Hình 3.22. Vùng hoạt động của Depth camera Kinect.....	76
Hình 3.23. Giới hạn vùng quét pixel.....	77
Hình 3.24. Quá trình tách lớp cắt trên xoài	78
Hình 3.25. Biểu đồ so sánh thể tích tìm được bằng phương pháp 1 và thể tích thực	78
Hình 3.26. Các bước sử dụng phương pháp thống kê.....	79
Hình 3.27. Sơ đồ đo thể tích trái xoài bằng phương pháp bình tràn	79
Hình 3.28. Biểu đồ tần số phần dư chuẩn hóa.....	81
Hình 3.29. Biểu đồ phần dư chuẩn hóa Normal P-P.....	82
Hình 3.30. Biểu đồ phân tán biến độc lập thể tích	82
Hình 3.31. Cách chạy pixel xác định các điểm và giao diện xác định kích thước của xoài.....	83
Hình 3.32. Biểu đồ so sánh thể tích tìm được bằng phương pháp 2 và thể tích thực	84
Hình 3.33. Các bước sử dụng phương pháp thống kê theo kích thước	85
Hình 3.34. Kết quả sau khi chỉnh ngưỡng và chuyển sang ảnh xám	85
Hình 3.35. Kết quả thu được sau khi xác định kích thước xoài	86
Hình 3.36. Một loại Strain gauge dùng để điều khiển cơ cấu	87
Hình 3.37. Cơ cấu Load trong bộ điều khiển cân khối lượng xoài	88
Hình 3.38. Sơ đồ hệ thống giao tiếp với máy tính	89
Hình 3.39. Các bước tiến hành xác định khối lượng trái xoài	89
Hình 3.40. Biểu đồ liên hệ giữa khối lượng thực tế và khối lượng cân bằng tải	91
Hình 3.41. Lưu đồ giải thuật cơ cấu phân loại xoài ra từng loại.....	92

Hình 4.1. Các quy trình vận hành của hệ thống phân loại xoài	97
Hình 4.2. Sơ đồ quá trình chuẩn bị bộ dữ liệu xoài	98
Hình 4.3. Khung xử lý ảnh trong hệ thống phân loại xoài.....	100
Hình 4.4. Các khuyết tật bề mặt xoài	104
Hình 4.5. Hình ảnh xoài thu được khi chụp	105
Hình 4.6. Quá trình ước tính khối lượng và tỷ trọng xoài.....	106
Hình 4.7. Hướng của xoài trong mỗi khung.....	107
Hình 4.8. Mô hình hệ thống tự học cho phương pháp K-Nearest Neighbors	109
Hình 4.9. Bốn giai đoạn của thuật toán phân loại	110
Hình 4.10. Phân tích màu sắc của xoài mẫu.....	112
Hình 4.11. Mô tả tập dữ liệu X_0	113
Hình 4.12. Ví dụ về trích xuất khuyết tật	114
Hình 4.13. Phân chia các phần xoài	117
Hình 4.14. Khung dữ liệu huấn luyện	118
Hình 4.15. Khung hiệu suất mô hình	120
Hình 4.16. Quá trình huấn luyện RF	120
Hình 4.17. Quá trình dự đoán của K_nearest neighbors.	122
Hình 4.18. Quá trình dự đoán của SVM	123
Hình 4.19. Quá trình dự đoán của The Linear Discriminant Analysis.....	124
Hình 4.20. Quy trình hệ thống phân loại máy học cho 4 mô hình LDA, SVM, KNN và RF	126
Hình 4.21. Khung quy trình huấn luyện dựa trên bốn mô hình LDA, SVM, KNN và RF.....	127
Hình 4.22. Phân bố lỗi các đặc tính của xoài	128
Hình 4.23. Quy trình chiết xuất các kích thước và khuyết tật của xoài	130
Hình 4.24. Quá trình phát hiện xoài và chiết xuất chiều cao, chiều rộng	130
Hình 4.25. Mối quan hệ tuyến tính giữa chiều cao, chiều rộng và khối lượng.....	131
Hình 4.26. Nguyên lý hoạt động của Cảm biến lực	132
Hình 4.27. Phạm vi các biến khi ứng dụng thuật toán	133
Hình 4.28. Mối quan hệ giữa các tính năng xoài	134
Hình 4.29. Trực quan hóa dữ liệu huấn luyện.....	135

Hình 4.30. Giới hạn khuyết tật trong phân loại mô hình LDA	136
Hình 4.31. Phân phối các điểm dữ liệu trong phân loại mô hình LDA.....	136
Hình 4.32. So sánh giữa chức năng nhân và độ chính xác của mô hình SVM	137
Hình 4.33. Phân loại mô hình SVM.....	138
Hình 4.34. So sánh giữa số láng giềng và độ chính xác của mô hình SVM	138
Hình 4.35. Phân loại mô hình KNN	139
Hình 4.36. Đường cong xác nhận RF.....	139
Hình 4.37. Phân loại mô hình RF.....	140
Hình 4.38. So sánh bốn mô hình bao gồm LDA, SVM, KNN và RF	141
Hình 4.39. Vết thâm bầm liên quan đến chất lượng xoài.....	145
Hình 4.40. Kiến trúc mô hình FFNN	147
Hình 4.41. Giải thuật điều chỉnh tham số.....	148
Hình 4.42. Cấu trúc của phương pháp tự học trong bài toán xác định độ Brix xoài	150
Hình 4.43. Độ Brix phụ thuộc vào X_PCA (khối lượng, chiều dài, chiều rộng và thể tích trái) ...	151
Hình 4.44. Biểu đồ hàm giá trị cho mỗi lần lặp lại	152
Hình 4.45. Biểu đồ hàm giá trị thực cho mỗi lần lặp lại	153
Hình 4.46. Một mạng lưới thần kinh tối ưu dự đoán độ Brix xoài	153
Hình 4.47. Hệ thống phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI	155
Hình 4.48. So sánh năng suất giữa phân loại từ hệ thống và thủ công	162
Hình 4.49. So sánh chi phí giữa phân loại từ hệ thống và thủ công.....	162

CHƯƠNG I: TỔNG QUAN VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT

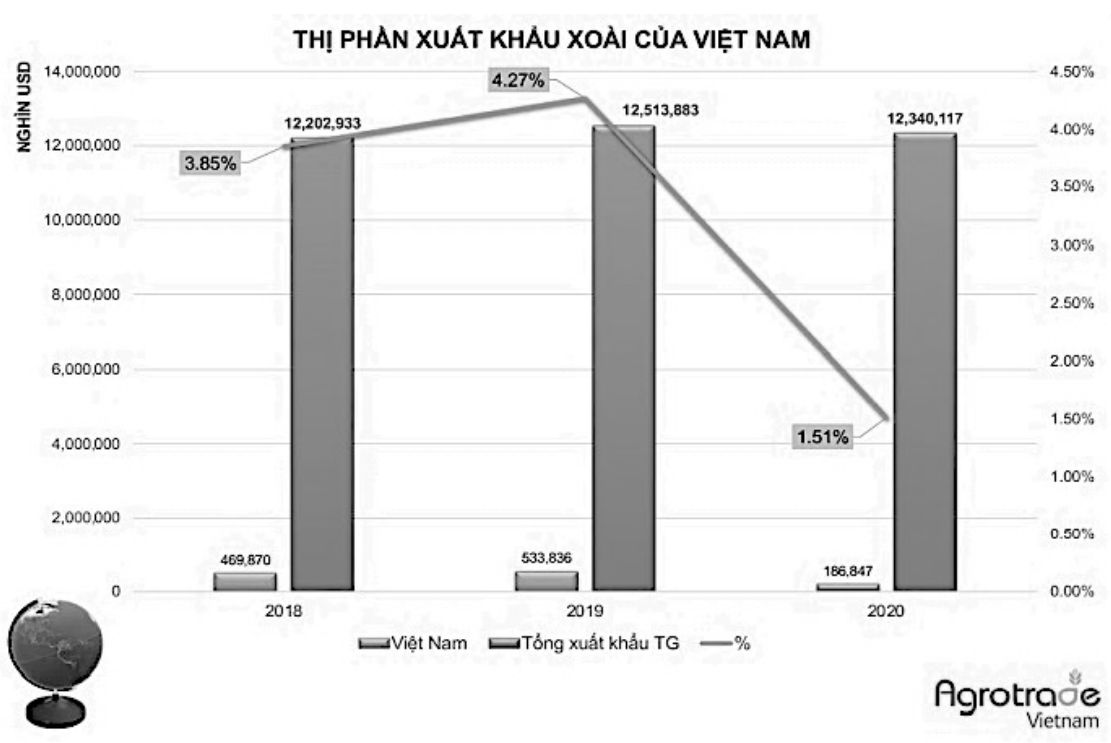
Chiến lược phát triển khoa học và công nghệ Việt Nam giai đoạn 2011-2020 đã được chính phủ Việt Nam phê duyệt vào năm 2012, Quyết định số 418/QĐ-TTg, trong đó khẳng định việc nghiên cứu, ứng dụng công nghệ tiên tiến, hiện đại và đưa ra các giải pháp tối ưu, phù hợp để phát triển quá trình sản xuất và xuất khẩu nông sản, góp phần xây dựng các thương hiệu mạnh cho các sản phẩm nông sản xuất khẩu của Việt Nam [1], trong đó trái xoài xuất khẩu nằm trong danh mục nông sản đặc biệt chú trọng.

Theo Bộ Nông nghiệp và Phát triển nông thôn, xoài là một trong những loại trái cây nhiệt đới chính được trồng tại Việt Nam, chỉ đứng sau chuối. Việt Nam là nước sản xuất xoài lớn thứ 13 thế giới với tổng diện tích trồng trong cả nước khoảng hơn 87.000ha; năm 2020, tổng sản lượng xoài của Việt Nam đạt 893,2 ngàn tấn, tăng 6,5% so với cùng kỳ năm trước. Xoài được trồng nhiều nhất ở khu vực Đồng bằng sông Cửu Long, chiếm khoảng 48% tổng diện tích xoài cả nước, năm 2020 đạt 567.732 tấn. Năm 2020, kim ngạch xuất khẩu xoài của Việt Nam đạt 180,8 triệu USD (*Hình 1.1*). Trong đó, thị trường xuất khẩu lớn nhất là Trung Quốc đạt 151,8 triệu USD, chiếm 83,95% tổng kim ngạch xuất khẩu của Việt Nam, đứng thứ hai là thị trường Nga, đạt 8,4 triệu USD, chiếm 4,65%, thứ 3 là thị trường Papua New Guinea, giá trị xuất khẩu đạt 5,5 triệu USD, chiếm 3,03% thị phần. Tiếp theo là các thị trường Mỹ, Hàn Quốc, EU, Nhật Bản, Hồng Kông (Trung Quốc).

Theo Cục Chế biến và Phát triển thị trường Nông sản (Bộ Nông nghiệp và Phát triển nông thôn), xoài là một trong những loại cây có thế mạnh xuất khẩu của Việt Nam. Để tăng lượng hàng xuất khẩu sang các thị trường lớn, đòi hỏi các cơ sở sản xuất xoài phải tính đến phát triển theo chuỗi giá trị sản phẩm từ sản xuất, thu mua, sơ chế, đóng gói, bảo quản, doanh nghiệp xuất khẩu, bảo đảm đáp ứng quy định của thị trường. Theo đó, mục tiêu phấn đấu đến năm 2030, cả nước có khoảng 140.000 ha xoài, sản lượng 1,5 triệu tấn, kim ngạch xuất khẩu nâng lên 650 triệu USD; có trên 70% cơ sở chế biến bảo quản xuất khẩu đạt trình độ và công nghệ tiên tiến. Đồng bằng sông Cửu Long có hơn 47.000 ha trồng xoài (Đồng Tháp dẫn đầu về diện tích

12.106 ha), với sản lượng hằng năm trên 567.700 tấn, năng suất đạt từ 11 đến 13 tấn/ha. Kim ngạch xuất khẩu xoài năm 2020 của Việt Nam đạt trên 180,7 triệu USD. Tỉnh Đồng Tháp đã lựa chọn cây xoài là 1 trong 5 ngành hàng thực hiện Đề án tái cơ cấu ngành nông nghiệp của tỉnh. Ngoài ra, tỉnh còn tập trung xây dựng nhãn hiệu hàng hóa, xác nhận cấp mã vùng trồng xoài để xuất khẩu, liên kết sản xuất với tiêu thụ.

Đơn vị này cũng cho biết, yêu cầu tiên quyết khi xuất khẩu xoài là truy xuất nguồn gốc và tổng số mã vùng trồng được cấp để xuất khẩu năm 2020 là 271 mã, trong đó Đồng Tháp có 109 mã. Đáng lưu ý, diện tích trồng xoài theo tiêu chuẩn Viet GAP và Global GAP là 1.789 ha, chiếm 3,8% trên tổng diện tích. Vì vậy, cần tăng cường mở rộng hơn nữa diện tích trồng xoài đạt chuẩn để đáp ứng yêu cầu xuất khẩu.



Hình 1.1. Thị phần xuất khẩu xoài của Việt Nam (Thống kê từ Cục Bảo vệ thực vật) [2]

Tuy nhiên, ngành hàng xoài ở vùng đồng bằng sông Cửu Long nói chung và tỉnh Đồng Tháp nói riêng còn bộc lộ không ít những hạn chế (Giống xoài chủ lực của tỉnh là xoài cát Chu chiếm 70% diện tích, cát Hòa Lộc chiếm 20% diện tích. Tổng giá trị sản xuất ngành hàng xoài toàn tỉnh cả năm ước đạt 1.500 tỷ đồng). Cụ thể, tỷ lệ hao hụt sau thu hoạch trong quá trình thu hoạch và vận chuyển, bảo quản, sau thu hoạch còn khá lớn chiếm hơn 27%; công nghệ chế biến tạo giá trị gia tăng sản phẩm

còn nhiều bất cập; quy trình canh tác tiền thu hoạch và xử lý sau thu hoạch (như hệ thống kho lạnh, thiết bị phân loại, sơ chế, xử lý, làm chín, bao bì, đóng gói, vận chuyển) chưa vận hành một cách đồng bộ.

Trước thực trạng trên, các đại biểu tham dự hội thảo đã tập trung vào phân tích thực trạng và định hướng phát triển ngành hàng xoài; giới thiệu về dự án hỗ trợ của UNIDO và cách tiếp cận thông qua mô hình “Trung tâm tiên tiến” về thu hoạch, sơ chế, đóng gói, bảo quản và vận chuyển xoài cho doanh nghiệp trên địa bàn tỉnh; các chuyên gia nước ngoài chia sẻ, đánh giá một số vấn đề trong chuỗi giá trị xoài; chia sẻ tiềm năng của ngành hàng xoài Việt Nam trên các thị trường thế giới.

Các doanh nghiệp xuất khẩu trong và ngoài nước cũng thừa nhận xoài Việt Nam sản lượng có nhiều nhưng số lượng đạt quy chuẩn xuất khẩu còn rất khiêm tốn. Đa phần, các công đoạn xử lý xoài sau thu hoạch được thực hiện bằng phương pháp thủ công. Sau khi được xử lý xong lại có vấn đề nấm bệnh, do đó thời gian bảo quản ngắn; trong khi đó, chi phí vận chuyển quá cao. Do đó, xoài Việt Nam chưa thể cạnh tranh với xoài các nước khác. Vì vậy cần cải thiện các khâu từ sơ chế, chế biến, bảo quản, vận chuyển, nâng cao chất lượng sản phẩm là định hướng của ngành hàng xoài cần hướng tới.

Ngoài ra, các cơ quan chủ quản địa phương gắn với cây xoài cũng cần nâng cao năng lực hoạt động của các tổ chức hợp tác để tổ chức sản xuất, tạo ra sản phẩm có số lượng, chất lượng đáp ứng yêu cầu của từng loại thị trường xuất khẩu khác nhau; tạo điều kiện liên kết trong sản xuất, hợp tác và tiêu thụ sản phẩm, nhằm phát triển loại cây trồng này theo hướng bền vững. Ứng dụng công nghệ chế biến sau thu hoạch là 1 trong 2 thất nút lớn trong việc hình thành các ngành hàng nông nghiệp, trong đó có xoài. Một tín hiệu tích cực là năm 2017, Bộ Nông nghiệp và Phát triển nông thôn thông qua sự hỗ trợ của Tổ chức UNIDO đã tiến hành dự án xây dựng “Trung tâm tiên tiến” về thu hoạch, sơ chế, đóng gói, bảo quản và vận chuyển xoài.

Mặc dù đã xuất hiện rất lâu trong lĩnh vực phân loại nông sản, nhưng cho đến nay vẫn chưa có một hệ thống chuyên dụng nào phục vụ riêng cho quá trình phân loại xoài. Quá trình phân loại xoài tại Việt Nam và thế giới đang được thực hiện chủ yếu bằng sức lao động trực tiếp của người nông dân. *Các phương pháp được sử dụng bởi*

những người nông dân và các nhà phân phối để phân loại các sản phẩm nông nghiệp là thông qua kiểm tra chất lượng truyền thống dùng mắt quan sát tốn thời gian và ít hiệu quả hoặc một số loại máy không chuyên dụng và kết quả cho năng suất không cao, chi phí cao, việc phân loại ra các loại xoài khác nhau là tương đối tốn kém về kinh tế. Tuy nhiên, các nghiên cứu này đa số vẫn còn đang thí nghiệm và mỗi một nông sản khác nhau phải sử dụng một hệ thống phân loại khác nhau, đặc biệt là với xoài thì sự phân loại lại càng diễn ra phức tạp.

1.1. Tổng quan về hệ thống phân loại nông sản, công nghệ xử lý ảnh và trí thông minh nhân tạo (trí tuệ nhân tạo)

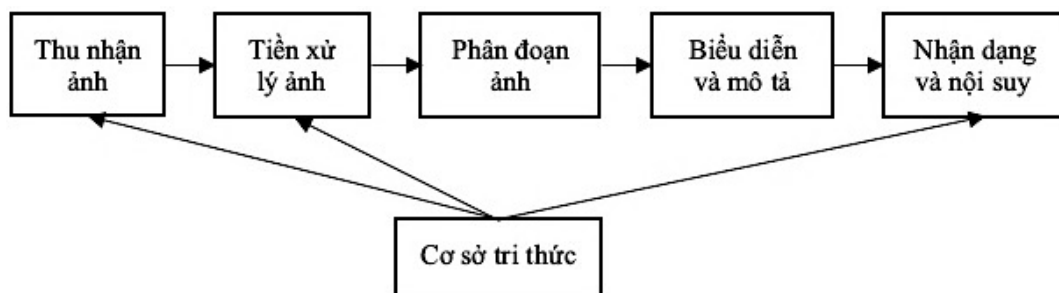
1.1.1. Cơ sở lý thuyết về xử lý ảnh và trí tuệ nhân tạo (AI)

Từ thập niên 1990 tới nay, công nghệ xử lý ảnh phát triển không ngừng và được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau như cơ điện tử, thiên văn học, y tế, sinh vật học, nông nghiệp, vật lý, địa lý, nhân chủng học... Quan sát và lắng nghe là hai công cụ quan trọng để con người nhận thức và xử lý với thế giới bên ngoài, do vậy công nghệ xử lý ảnh số có nhiều khả năng ứng dụng, không chỉ trong khoa học, kỹ thuật mà ngay trong mọi hoạt động khác của con người.

Xử lý ảnh [3]: là một phân ngành trong xử lý ảnh số tín hiệu (Digital image processing) với tín hiệu xử lý là ảnh. Đây là một phân ngành khoa học mới rất phát triển trong những năm gần đây. Xử lý ảnh gồm 4 lĩnh vực chính: xử lý nâng cao chất lượng ảnh, nhận dạng ảnh, nén ảnh và truy vấn ảnh. Là một trong những công nghệ dùng các công cụ thành một hệ thống được ứng dụng rộng rãi hiện nay trong nhiều lĩnh vực khoa học và đời sống xã hội. Xử lý ảnh không chỉ dừng lại ở việc xử lý những hình ảnh như vết hư hỏng, tái chế và phục hồi các ảnh cũ mà ngày nay công nghệ xử lý ảnh đã mang lại những tiến bộ vượt bậc như nhận dạng vân tay, nhận dạng khuôn mặt, nhận dạng đối tượng, phân loại đối tượng khi xử lý ảnh kết hợp với trí tuệ nhân tạo.

Một ảnh được xác định là một hàm không gian hai chiều $f(x,y)$, trong đó x và y là vị trí tọa độ trong không gian, thường gọi là một điểm ảnh (pixel), và độ lớn của f tại bất kỳ cặp điểm (x, y) nào được gọi là độ sáng (intensity) hoặc mức độ xám (gray level) của ảnh tại điểm đó.

Kỹ thuật xử lý ảnh bao gồm: *Thu nhận ảnh*; *Lọc và cải thiện ảnh* (khử nhiễu hệ thống hoặc ngẫu nhiên), Bộ lọc miền không gian (lọc trung bình - Mean/Average filter; Lọc trung vị - Median filter); Bộ lọc trong miền tần số: lọc đồng hình (Homomorphic Filter) hoặc lọc thông thấp và lọc thông cao); *Xử lý ảnh màu* (không gian màu RGB hoặc không gian màu CIE); *Xử lý hình thái học* (xử lý ảnh hình thái học dựa trên cấu trúc và hình dạng, dùng các tính toán hình thái cơ bản để làm đơn giản ảnh nhưng vẫn giữ lại những đặc trưng chính). Tất cả các thao tác xử lý hình thái học đều dựa trên hai ý tưởng cơ bản (*Fit*: Tất cả các điểm ảnh nằm trên phần tử cấu trúc che phủ tất cả các điểm ảnh trên ảnh; *Hit*: Điểm ảnh bất kì trên phần tử cấu trúc che phủ một điểm ảnh trên ảnh; *Phép co giãn ảnh nhị phân*: Phép giãn ảnh (Dilation) hoặc phép co ảnh (Erosion); *Phép đóng và mở ảnh nhị phân*: Phép mở ảnh và phép đóng ảnh là hai phép toán được mở rộng từ hai phép toán hình thái cơ bản là phép co và phép giãn ảnh nhị phân. Phép mở ảnh thường làm trơn biên của đối tượng trong ảnh, như loại bỏ những phần nhô ra có kích thước nhỏ. Phép đóng ảnh cũng tương tự làm trơn biên của đối tượng trong ảnh nhưng ngược với phép mở); *Phân đoạn ảnh* (phân đoạn ảnh dựa trên ngưỡng, phân đoạn ảnh dựa trên biên và phân đoạn ảnh dựa trên vùng) và *cơ sở tri thức* (Hình 1.2).

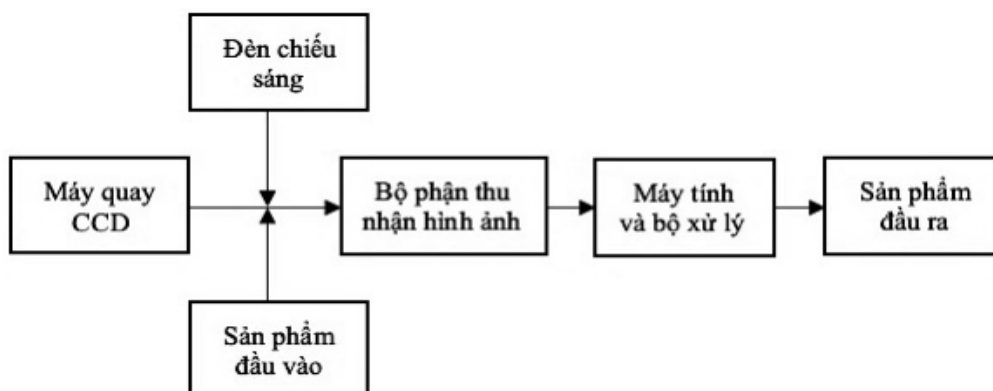


Hình 1.2. Sơ đồ các bước cơ bản trong xử lý ảnh

Thị giác máy tính (Computer vision) [4]: còn được gọi thị giác máy, là sử dụng camera thu nhận hình ảnh từ thực tế, sau đó sử dụng máy tính tự động phân tích ảnh. Qua đó nhận biết các đối tượng, miêu tả cảnh vật hoặc tiến hành điều khiển hoạt động hệ thống theo một số dữ kiện yêu cầu nào đó. Đây là lĩnh vực khoa học và kỹ thuật nghiên cứu dùng máy tính mô phỏng bề ngoài sinh vật hoặc công năng thị giác vĩ mô. Thị giác máy tính là sự kết hợp của nhiều lĩnh vực, nhiều ngành học như toán,

lý, AI, thần kinh, tâm lý, xử lý ảnh và có quá trình phát triển hơn 50 năm qua. Theo sự phát triển của máy tính, công nghệ xử lý ảnh, lý thuyết điều khiển, AI đã đưa thị giác máy tính ứng dụng trong người máy, kiểm tra và đo lường công nghiệp, phân biệt vật thể, hình ảnh vệ tinh, chẩn đoán y khoa, kỹ thuật quân sự, hàng không và vũ trụ. Phương pháp nghiên cứu cũng từ 2D chuyển sang 3D, từ tuần tự đến song song, từ trực tiếp dựa vào tín hiệu thu nhận qua xử lý tầng thấp tới xử lý tầng cao dựa vào đặc trưng, kết cấu, quan hệ và tri thức.

Cấu tạo hệ thống thị giác máy tính thông thường được biểu diễn như *Hình 1.3*. Máy quay CCD ghi lại đối tượng cần nhận biết và phân tích dưới dạng hình ảnh. Bộ phận thu nhận hình ảnh có thể hoạt động độc lập hoặc được gắn trực tiếp trong máy tính ở dạng card thu nhận hình ảnh có thể chuyển tín hiệu điện của máy quay CCD thành tín hiệu số, số hoá hình ảnh để máy tính tiến hành xử lý các yêu cầu. Hệ thống chiếu sáng cho phép nâng cao độ chiếu sáng phù hợp hình ảnh thu nhận được, làm lợi cho xử lý và phân tích hình ảnh.



Hình 1.3. Sơ đồ cấu tạo hệ thống thị giác máy

Trí tuệ nhân tạo (AI) [5]: hay còn gọi là trí thông minh nhân tạo: là trí tuệ được biểu diễn bởi bất cứ một hệ thống do con người tạo ra. AI dùng để nói đến các máy tính có mục đích xử lý đa chức năng và ngành khoa học nghiên cứu về các lý thuyết và ứng dụng của AI. AI liên quan đến cách cư xử, sự học hỏi và khả năng thích ứng thông minh của máy móc. Ứng dụng bao gồm các tác vụ điều khiển, lập kế hoạch và lập lịch, khả năng trả lời các câu hỏi về chẩn đoán bệnh, trả lời khách hàng về các sản phẩm của một công ty, nhận dạng chữ viết tay, nhận dạng tiếng nói và khuôn mặt. AI cung cấp lời

giải cho các vấn đề của khoa học và cuộc sống thực tế. Ngày nay, các hệ thống nhân tạo được dùng thường xuyên trong kinh tế, y dược, các ngành kỹ thuật và quân sự. AI chia thành hai trường phái tư duy: AI truyền thống và Trí tuệ tính toán.

AI truyền thống hầu như bao gồm các phương pháp hiện được phân loại là các *phương pháp máy học* (machine learning), đặc trưng bởi hệ hình thức (formalism) và phân tích thống kê. AI truyền thống còn được biết với các tên *AI biểu tượng*, *AI logic*, *AI ngăn nắp* (neat AI) và *AI cổ điển* (Classical Artificial Intelligence). Các phương pháp chính gồm có: Hệ chuyên gia (áp dụng các khả năng suy luận để đạt tới một kết luận. Một hệ chuyên gia có thể xử lý các lượng lớn thông tin đã biết và đưa ra các kết luận dựa trên các thông tin đó); Lập luận theo tình huống và mạng Bayes.

Trí tuệ tính toán nghiên cứu việc học hoặc phát triển lập (như tinh chỉnh tham số trong hệ thống, chẳng hạn hệ thống kết nối liên đới (connectionist). Việc học dựa trên dữ liệu kinh nghiệm và có quan hệ với AI phi ký hiệu, *AI lộn xộn* (scruffy AI) và *tính toán mềm* (soft computing). Các phương pháp chính gồm có: *Mạng neuron*, các hệ thống mạnh về *nhận dạng mẫu* (pattern recognition); *Hệ mờ* (Fuzzy system): các kỹ thuật suy luận không chắc chắn, đã được sử dụng rộng rãi trong các hệ thống công nghiệp hiện đại và các hệ thống quản lý sản phẩm tiêu dung; *Tính toán tiến hóa* (Evolutionary computation): ứng dụng các khái niệm sinh học như quần thể, biến dị và đấu tranh sinh tồn để sinh các lời giải ngày càng tốt hơn cho bài toán. Các phương pháp này thường được chia thành các *thuật toán tiến hóa* (ví dụ thuật toán gen) và *trí tuệ bầy đàn* (swarm intelligence) chẳng hạn hệ kiến; *AI dựa hành vi* (Behavior based AI): một phương pháp mô-đun để xây dựng các hệ thống AI bằng tay.

Các nhà khoa học đã nghiên cứu các *hệ thống thông minh lai* (hybrid intelligent system), trong đó kết hợp hai trường phái này. Các luật suy diễn của hệ chuyên gia có thể được sinh bởi mạng nơ-ron hoặc các *luật dẫn xuất* (production rule) từ việc học theo thống kê như trong kiến trúc ACT-R.

Các bài toán điển hình áp dụng các phương pháp AI: *Nhận dạng mẫu*, *nhận dạng chữ cái quang học* (optical character recognition), nhận dạng chữ viết tay, nhận dạng tiếng nói và nhận dạng khuôn mặt; Xử lý ngôn ngữ tự nhiên, *Dịch tự động* (dịch

máy) và Chatterbot; Điều khiển phi tuyến và Robotics; Thị giác máy tính, Thực tại ảo và Xử lý ảnh; *Lý thuyết trò chơi và Lập kế hoạch* (Strategic planning); Trò chơi AI và Trò chơi trên máy tính Bot.

Các lĩnh vực khác ứng dụng các phương pháp AI: Tự động hóa, điện toán cảm ứng sinh học; Điều khiển học; Hệ thống thông minh lai; Điều khiển thông minh; Suy diễn tự động; Khai phá dữ liệu; Người máy nhận thức; Người máy phát triển; Người máy tiến hóa; Người máy nói chuyện.

Ngoài các cơ sở lý thuyết về xử lý ảnh, thị giác máy và AI, các tài liệu liên quan đến quá trình nghiên cứu hệ thống phân loại ứng dụng điều khiển hay tự động hoá trong các dây chuyền hiện đại cũng được đề cập ở đây [6,7].

Tiêu chí để đánh giá chất lượng của nông sản: hình dáng, màu sắc, kết cấu, khuyết tật trên bề mặt nông sản, chất lượng bên trong (*Bảng 1.1*).

Bảng 1.1. Tiêu chí để đánh giá chất lượng của nông sản [8]

Đánh giá bên ngoài	Kích thước (trọng lượng, khối lượng, kích thước dài ngắn)
	Hình dáng (đường kính, độ sâu, hình dạng)
	Màu sắc (tính đồng đều, cường độ đậm nhạt)
	Kết cấu (độ mịn, thô, phẳng)
	Khuyết tật (vết thương, bị sâu đục, có đốm, lỗ hổng, cuống)
Đánh giá bên trong	Mùi vị (ngọt ngào, có mùi chua, có mùi chát, hương thơm)
	Đặc tính (sần chắc, tính chất giòn, nhiều nước)
	Dinh dưỡng (Carbohydrate, đạm, vitamin, các chất dinh dưỡng khác)

Bề ngoài là một thuộc tính chất lượng rất quan trọng của các loại nông sản và rau quả, có thể ảnh hưởng không chỉ có giá trị trên thị trường, sở thích và sự lựa chọn của người tiêu dùng nhưng cũng đánh giá chất lượng bên trong ở một mức độ nào. Chất lượng bên ngoài của các loại nông sản và rau quả nói chung được đánh giá bằng cách xem xét màu sắc, kết cấu, kích thước, hình dạng cũng như những khiếm khuyết. Kiểm tra chất lượng bên ngoài của nông sản và rau quả bằng tay tốn thời gian và đòi hỏi lao động làm việc chuyên môn. Trong những thập kỷ qua, hệ thống máy tính quan sát, bao gồm cả hệ thống truyền thông, hệ thống máy tính thị giác quang học, và hệ thống xử lý ảnh đa phổ, đã được sử dụng rộng rãi trong ngành công nghiệp thực phẩm, và được

chứng minh là công cụ khoa học và mạnh mẽ cho việc kiểm tra chất lượng tự động bên ngoài thực phẩm và các sản phẩm nông nghiệp. Nhiều nghiên cứu dựa trên hình ảnh không gian hoặc xử lý hình ảnh quang phổ và phân tích đã được công bố.

1.1.2. Chỉ tiêu đánh giá chất lượng trái xoài theo tiêu chuẩn quốc gia và quốc tế (Viet GAP, Global GAP) Codex Stan 184-1993 (tiêu chuẩn 2005) và Unece Standard FFV-45 (tiêu chuẩn 2012)

Chiến lược phát triển khoa học và công nghệ Việt Nam giai đoạn 2011-2020 đã được chính phủ Việt Nam phê duyệt vào năm 2012, Quyết định số 418/QĐ-TTg, trong đó khẳng định việc nghiên cứu, ứng dụng công nghệ tiên tiến, hiện đại và đưa ra các giải pháp tối ưu, phù hợp để phát triển quá trình sản xuất và xuất khẩu nông sản, góp phần xây dựng các thương hiệu mạnh cho các sản phẩm nông sản xuất khẩu của Việt Nam [9], trong đó trái xoài xuất khẩu nằm trong danh mục nông sản đặc biệt chú trọng.

Đồng Tháp là tỉnh có diện tích trồng xoài nhiều nhất ĐBSCL với 9.031ha năm 2013. Trong đó, diện tích trồng xoài cát Hòa Lộc chiếm 30% trong tổng diện tích trồng xoài của tỉnh Đồng Tháp. Nông dân trồng xoài có nhiều kinh nghiệm sản xuất, ứng dụng thành công kỹ thuật xử lý ra hoa trái vụ vì thế mùa vụ thu hoạch xoài là quanh năm. Tuy nhiên, việc đầu tư thực hiện phân loại nguyên liệu các loại là rất lớn, khoảng 100 tỷ đồng/năm (một người phân loại xoài thành phẩm khoảng từ 40 - 80 ký/ngày tương đương khoảng 100.000 vnd/ngày). Ngoài số lượng nhân công và giờ làm rất lớn để phân loại số lượng xoài được tính vào khảng 2750 công làm/năm (mỗi nhân công làm 8 giờ/ngày) thì sự ảnh hưởng về sức khỏe con người khi phân loại xoài là không tránh khỏi.

1.1.2.1. Phạm vi áp dụng: Tiêu chuẩn này áp dụng cho các giống xoài thương phẩm, có tên khoa học là *Mangifera indica L.*, thuộc họ *Anacardiaceae*, được tiêu thụ dưới dạng trái tươi, sau khi đã được xử lý sơ bộ và đóng gói. Tiêu chuẩn này không áp dụng cho xoài dùng cho quá trình chế biến công nghiệp.

Yêu cầu chất lượng (dựa theo tiêu chuẩn Global GAP và [8]): Yêu cầu tối thiểu, tùy theo các yêu cầu cụ thể cho từng hạng và dung sai cho phép, tất cả các hạng

xoài phải: Nguyên vẹn; Lạnh lặn (không bị dập nát hoặc hư hỏng, không thích hợp cho sử dụng); Sạch (không có tạp chất lạ nhìn thấy bằng mắt thường); Không bị hư hại bởi sâu bệnh; Không bị ẩm bất thường ở ngoài vỏ, trừ khi vừa mới đưa ra từ thiết bị bảo quản lạnh; Không có bất kỳ mùi và/hoặc vị lạ; Thịt trái chắc; Màu trái tươi; Không bị hư hỏng do nhiệt độ thấp; Không có các vết đen hoặc các chấm đen; Không bị thâm; Phát triển đầy đủ và có độ chín thích hợp [13-14]). Nếu trái có cuống thì cuống không được dài hơn 1.0 cm.

Tiếp tục quá trình chín cho đến khi đạt được độ chín thích hợp tương ứng với các đặc tính của giống; Chịu được vận chuyển và xử lý; Đến được nơi tiêu thụ với trạng thái tốt [13-14]; Màu sắc thể hiện độ chín có thể thay đổi theo giống.

Phân hạng: Xoài được phân thành ba hạng: **Hạng “đặc biệt”** (xoài thuộc hạng này phải có chất lượng cao nhất. Chúng phải đặc trưng cho giống, không được có các khuyết tật, trừ các khuyết tật rất nhẹ không ảnh hưởng tới mã trái, chất lượng và sự duy trì chất lượng cũng như việc trình bày của sản phẩm trên bao bì). **Hạng I** (xoài thuộc hạng này phải có chất lượng tốt. Chúng phải đặc trưng cho giống, cho phép có các khuyết tật nhẹ, miễn là không ảnh hưởng tới mã trái, chất lượng, sự duy trì chất lượng và cách trình bày của sản phẩm trên bao bì: Khuyết tật nhẹ về hình dạng trái; Khuyết tật nhẹ trên vỏ do bị cháy nắng hoặc xước, các vết bẩn do nhựa tiết ra (kể cả vạch dài) và vết thâm không lớn hơn 3 cm^2 , 4 cm^2 và 5 cm^2 tương ứng với các nhóm kích cỡ A, B và C. **Hạng II** (xoài thuộc hạng này không đáp ứng được các yêu cầu trong các hạng cao hơn nhưng phải đáp ứng được các yêu cầu tối thiểu qui định. Có thể cho phép trái xoài có các khuyết tật với điều kiện vẫn đảm bảo được các đặc tính cơ bản liên quan đến chất lượng, việc duy trì chất lượng và cách trình bày của sản phẩm. Khuyết tật về hình dạng; Khuyết tật vỏ do bị cháy nắng hoặc xước, các vết bẩn do nhựa tiết ra (kể cả vạch dài) và vết thâm không lớn hơn 5 cm^2 , 6 cm^2 và 7 cm^2 tương ứng với các nhóm kích cỡ A, B và C. Ở hạng I và II, được phép lẫn các mảng bạc màu cũng như màu vàng của giống xoài xanh do bị tiếp xúc trực tiếp với ánh nắng mặt trời, nhưng không được vượt quá 40 % bề mặt trái và không có các dấu hiệu của sự hư hỏng.

Yêu cầu về kích cỡ (Tiêu chuẩn Global GAP): Kích cỡ được xác định theo khối lượng trái, được quy định trong bảng (Bảng 1.2).

Bảng 1.2. Kích cỡ xoài được xác định theo khối lượng trái [8]

Mã kích cỡ	Khối lượng (gram)
A	từ 200 đến 350
B	từ 351 đến 550
C	từ 551 đến 800

Sự khác biệt cho phép tối đa giữa các trái trong cùng một bao gói thuộc một hoặc các nhóm kích cỡ ở trên phải là 75g, 100 g và 125g tương ứng. Khối lượng tối thiểu của trái xoài không được nhỏ hơn 200g.

Yêu cầu về dung sai: Cho phép dung sai về chất lượng và kích cỡ trong mỗi bao bì đối với sản phẩm không thỏa mãn các yêu cầu của mỗi hạng quy định.

Dung sai về chất lượng: Hạng “đặc biệt” (Cho phép 5% số lượng hoặc khối lượng trái xoài không đáp ứng yêu cầu của hạng “đặc biệt”, nhưng đạt chất lượng hạng I hoặc nằm trong giới hạn dung sai của hạng đó). **Hạng I** (Cho phép 10% số lượng hoặc khối lượng trái xoài không đáp ứng yêu cầu của hạng I, nhưng đạt chất lượng hạng II hoặc nằm trong giới hạn dung sai của hạng đó). **Hạng II** (Cho phép 10% số lượng hoặc khối lượng trái xoài không đáp ứng yêu cầu của hạng II cũng như các yêu cầu tối thiểu, nhưng không chứa trái bị thối hoặc bất kỳ hư hỏng nào khác không thích hợp cho việc sử dụng).

Bảng 1.3. Dải kích cỡ khối lượng xoài [8]

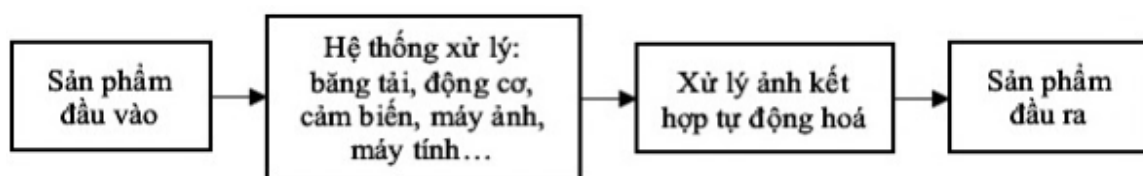
Mã kích cỡ	Dải kích cỡ chuẩn	Dải kích cỡ cho phép (< 10 % trái/bao gói vượt quá dải kích cỡ chuẩn)	Sai khác cho phép tối đa giữa các trái trong mỗi bao gói
A	từ 200 đến 350	từ 180 đến 425	112,5
B	từ 351 đến 550	từ 251 đến 650	150
C	từ 551 đến 800	từ 426 đến 925	187,5

Dung sai về kích cỡ: Đối với tất cả các hạng, cho phép 10% số lượng hoặc khối lượng các trái (cao hơn và/hoặc thấp hơn) trong mỗi bao gói được nằm ngoài dải kích cỡ của hạng với 50% sai khác tối đa cho phép đối với nhóm đó. Trong dải kích cỡ nhỏ nhất, khối lượng xoài không được phép nhỏ hơn 180 g và đối với loại trong dải kích cỡ lớn nhất khối lượng tối đa 925 g có thể áp dụng (Bảng 1.3).

Yêu cầu về cách trình bày: Độ đồng đều; Bao gói, bao bì; Ghi nhãn; Chất nhiễm bẩn; Vệ sinh.

1.1.2.2. Khái quát vấn đề phân loại nông sản

Trong quá trình sản xuất và chế biến nông sản, phân loại nông sản là một trong những khâu quan trọng nhất hiện nay. Các bước cơ bản của quy trình phân loại được trình bày (Hình 1.4): Nguyên liệu thô dạng trái được cho vào hệ thống phân loại. Trong hệ thống, dây chuyền phân loại cơ khí cùng với công nghệ xử lý ảnh kết hợp tự động hóa hoặc bán tự động (AI), nông sản từ dạng trái sẽ được phân loại theo kích thước, trọng lượng và màu sắc. Thông qua các chuyển động của các bộ phận quan sát (camera), bộ phận sàng (sàng lọc cơ), các cảm biến sẽ phân loại nông sản theo trình tự. Quá trình phân loại diễn ra liên tục khi nguyên vật liệu được cho vào hệ thống đến khi kết thúc.



Hình 1.4. Sơ đồ hệ thống phân loại nông sản

Song song với quá trình phát triển các hệ thống phân loại nông sản, các khuyết điểm trong quy trình phân loại cũng sẽ xuất hiện ngày càng nhiều. Hiện nay, các khuyết điểm thường gặp trong quá trình này là chưa nhận biết chính xác về kích thước, trọng lượng, màu sắc... hoặc không phân loại hiệu quả tối đa, hoặc không phân loại được nông sản, đặc biệt là với trái xoài. Do đó, trong lĩnh vực nghiên cứu các hệ thống phân loại, các nghiên cứu trong những năm gần đây chủ yếu tập trung vào các hướng chính:

Tại Việt Nam: các nghiên cứu tập trung vào phát triển các loại nông sản, các hệ thống điều khiển tự động khác nhau ở nhiều lĩnh vực, trong đó có phân loại nông sản [10-22].

Trên thế giới [23-108]: Nghiên cứu các hệ thống phân loại, nâng cao tính chính xác của hệ thống phân loại nông sản với các kết cấu công nghệ cao; Nghiên cứu kết cấu, vật liệu, các chi tiết chế tạo hệ thống phân loại nông sản; Tối ưu hóa điều kiện phân loại nông sản.

Trong các hướng nghiên cứu trên, các đề tài về nghiên cứu hệ thống phân loại mới như phân loại màu sắc nông sản, phân loại hạt đậu, cà phê, điều, cà chua, táo... được thực hiện tại các nước phát triển như Mỹ, Châu Âu, Nhật... do điều kiện cơ sở vật chất, cũng như các trang thiết bị hiện đại. Ngược lại, nghiên cứu kết cấu và vật liệu chế tạo hệ thống, tối ưu hóa điều kiện phân loại được các nước như Trung Quốc, Đài Loan, Thái Lan chú ý do nhu cầu sản xuất từ các vùng nông nghiệp cho phép hướng nghiên cứu này phát triển mạnh.

Với điều kiện sản xuất và nhu cầu cải tiến công nghệ như Việt Nam, đa số các công ty sản xuất hoạt động trên cơ sở nhận hợp đồng sản xuất từ phía khách hàng với các yêu cầu về phân loại, chất lượng sản phẩm, năng suất. Do đó, việc thay đổi, cải tiến các hệ thống, hoặc ứng dụng các qui trình phân loại mới vào sản xuất sẽ không mang tính khả thi cao. Vì vậy, tại Việt Nam, hướng nghiên cứu về hệ thống phân loại mới hoặc cải tiến các điều kiện phân loại nông sản là một trong những hướng nghiên cứu khả thi và hiệu quả nhất hiện nay.

Trong các nghiên cứu về điều kiện phân loại nông sản, các thông số về kích thước, trọng lượng, màu sắc thường có ảnh hưởng lớn đến quy trình phân loại cũng như chất lượng sản phẩm. Trong đó, kích thước nông sản thường được nhà sản xuất qui định trong khoảng cho phép. Do đó, đây gần như là thông số rất khó thay đổi. Ngược lại, trọng lượng là yếu tố ít ảnh hưởng hơn.

Như vậy, với phân tích như trên, quy trình phân loại nông sản truyền thống được đề xuất thêm phần xử lý ảnh kết hợp công nghệ tự động hoặc bán tự động nhằm tăng khả năng xử lý phân loại lên mức cao hơn. Ngoài việc nâng cao khả năng phân loại sản phẩm, tối ưu hóa quá trình phân loại là một trong những cách hiệu quả nhất nhằm nâng cao chất lượng sản phẩm nông sản. Nhìn chung, nếu khả năng phân loại cao sẽ thuận lợi hơn trong quá trình sản xuất nông sản, và trong hầu hết các trường hợp, chất lượng sản phẩm sẽ được cải thiện đáng kể. Tuy nhiên, nếu tăng các bộ phận công nghệ cao, quá trình nghiên cứu và chế tạo sẽ khó khăn, tốn nhiều thời gian và giá trị kinh tế, giá thành sản phẩm cũng sẽ gia tăng. Vì vậy, mục tiêu quan trọng của quá trình điều khiển hệ thống phân loại nông sản là nghiên cứu *“hệ thống phân loại nông sản hiệu suất, năng suất cao theo yêu cầu, nhưng vẫn đảm bảo phân loại tốt và chi phí kinh tế không cao”*.

1.1.3. Tình hình nghiên cứu trong nước

Để tăng năng suất, sản xuất hiệu quả và giảm giá thành sản phẩm là yếu tố sống còn của một doanh nghiệp. Việc ứng dụng công nghệ cao và mới vào hoạt động sản xuất là bước đi cần thiết của các doanh nghiệp trong nước để phát triển khoa học công nghệ ở Việt Nam. Việc ứng dụng tự động hóa vào trong công nghiệp đặc biệt là công nghiệp sản xuất và chế biến nông sản vô cùng cần thiết. Hiện tại Việt Nam hầu như chưa có đơn vị nào ứng dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI vào quá trình sản xuất và phân loại nông sản do giá thành cao từ việc nhập khẩu thiết bị, máy móc của nước ngoài. Việc ứng dụng công nghệ này vào trong các dây chuyền sản xuất phân loại nông sản là yếu tố thiết thực mà các doanh nghiệp phải làm.

Các nghiên cứu điển hình trong nước về xử lý ảnh, thị giác máy tính và mạng thần kinh nhân tạo, đặc biệt là phân loại nông sản, cũng như nghiên cứu về xoài:

Nghiên cứu *phân tích chuỗi giá trị xoài Cát Chu (Mangifera Indica) tỉnh Đồng Tháp* của Trương Hồng, Võ Tuấn Kiệt, Dương Ngọc Thành, Từ Thị Kim Trang và Trần Hoàng Khoa [10] và nghiên cứu *Phân tích chuỗi giá trị xoài Cát Hoà Lộc (Mangifera Indica) tỉnh Đồng Tháp* của Trương Hồng, Võ Tuấn Kiệt, Dương Ngọc Thành [11]. Trong hai nghiên cứu này sử dụng phương pháp tiếp cận của Kaplinsky & Morris (2000), Recklies (2001), Eschborn GTZ (2007), M4P (2007), Võ Thị Thanh Lộc và Nguyễn Phú Sơn (2013) để phân tích sự vận hành của chuỗi giá trị xoài Cát Chu và Cát Hoà Lộc tỉnh Đồng Tháp. Kết quả cho thấy qui mô sản xuất của nông dân nhỏ lẻ, chưa thể tập trung sản xuất đồng loạt với mức tiêu thụ sản phẩm xoài lớn.

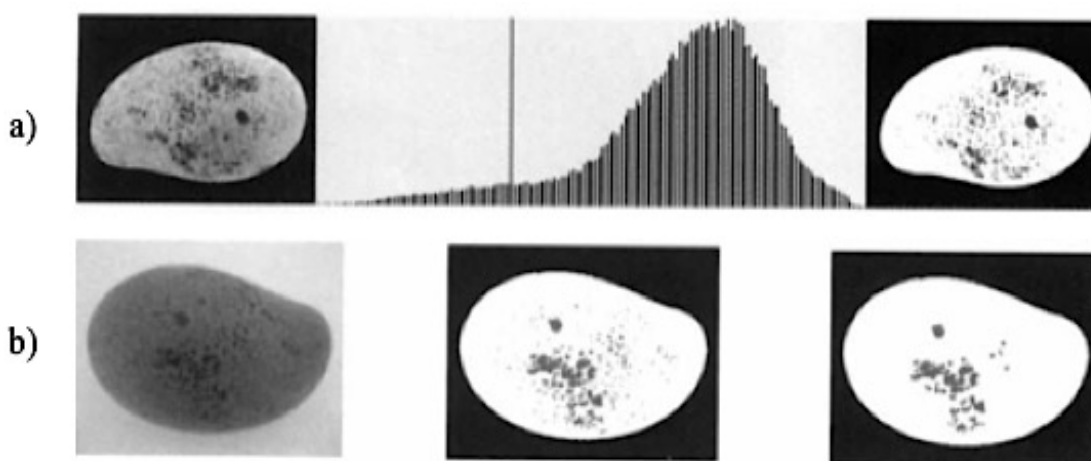
Nghiên cứu *xây dựng quy trình công nghệ chế biến xoài ở Khánh Hoà của Đinh Ngọc Loan* [12]. Nghiên cứu thực hiện xây dựng một quy trình công nghệ khoa học để chế biến xoài cho hợp lý, rút ngắn thời gian chế biến xoài, giảm chi phí và tăng hiệu quả sản xuất.

Nghiên cứu *điều tra hiện trạng xử lý trái xoài sau thu hoạch của nông dân ở huyện Cao Lãnh, tỉnh Đồng Tháp* của Nguyễn Thành Tài, Nguyễn Bảo Vệ [13]. Nghiên cứu khảo sát và điều tra, đánh giá hiện trạng xử lý xoài sau khi thu hoạch của nông dân, từ đó rút ra được tính hiệu quả ứng dụng công nghệ xử lý xoài sau thu hoạch.

Nghiên cứu ***nghiên cứu chuỗi giá trị xoài vùng đồng bằng sông Cửu Long của Trịnh Đức Trí, Võ Thị Thanh Lộc [14].*** Nghiên cứu xác định chuỗi giá trị xoài đang sản xuất và tiêu thụ tại ĐBSCL, từ đó đưa ra các đề xuất hiệu quả cho việc xác định giá trị của giống xoài của vùng và hướng phát triển cho loại xoài cũng như giá trị tăng trưởng trong thương mại.

Nghiên cứu ***tổng hợp cơ sở lý thuyết và thực nghiệm phân tích không phá hủy trái xoài bằng phương pháp va đập nhẹ của Võ Minh Trí, Võ Tấn Thành [15].*** Kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp va đập nhẹ hoàn toàn có thể dùng để đo độ cứng của trái xoài. Đây là cơ sở cho việc xây dựng một hệ thống phân loại tự động phục vụ cho việc cung cấp thông tin cho vấn đề tồn trữ, vận chuyển hay tiêu thụ loại trái cây này.

Nghiên cứu ***nhận dạng khuyết điểm trên vỏ trái xoài sử dụng kỹ thuật xử lý ảnh của Trương Quốc Bảo, Nguyễn Văn Vững [16].*** Kết quả nghiên cứu đã trình bày giải thuật phát hiện và nhận dạng một số khiếm khuyết trên bề mặt trái xoài (khuyết điểm bên ngoài vỏ) bằng kỹ thuật xử lý ảnh và máy học nhận dạng. Sử dụng giải thuật phân đoạn ảnh Vally-Emphasis và kết quả nhận dạng khuyết điểm trên mặt trái xoài đạt được 92 % và thời gian nhận dạng 7s cho một khung hình (*Hình 1.5*).



Hình 1.5. Kết quả nhận dạng khuyết điểm trên mặt trái xoài [16]

a) Xác định các vùng ứng viên; b) Các vùng ứng viên chứa khuyết điểm

Với kết quả nghiên cứu trên thì phương pháp sử dụng nhận dạng có tính khả thi nhưng hiệu quả chưa cao (nhận dạng 92% khuyết điểm) và phương pháp sử dụng

tập dữ liệu ban đầu còn ít và hạn chế. Đề xuất phát triển phương pháp này với việc nâng cao tính chính xác (bộ dữ liệu ảnh, chiết xuất hình ảnh và hệ thống xử lý) hoặc xây dựng phương pháp khác có độ chính xác cao hơn.

Nghiên cứu *nghiên cứu thiết kế mô hình máy phân loại khoai tây có ứng dụng công nghệ xử lý ảnh hưởng trong nhận dạng phân loại của Nguyễn Lê Tường, Nguyễn Văn Hùng [17].* Kết quả nghiên cứu này là xây dựng công nghệ nhận dạng củ khoai tây dựa trên kích thước và màu sắc sử dụng công nghệ xử lý ảnh với chất lượng tương đương trong khi năng suất và độ tin cậy được cải tiến đáng kể so với phân loại thủ công (*Bảng 1.4*).

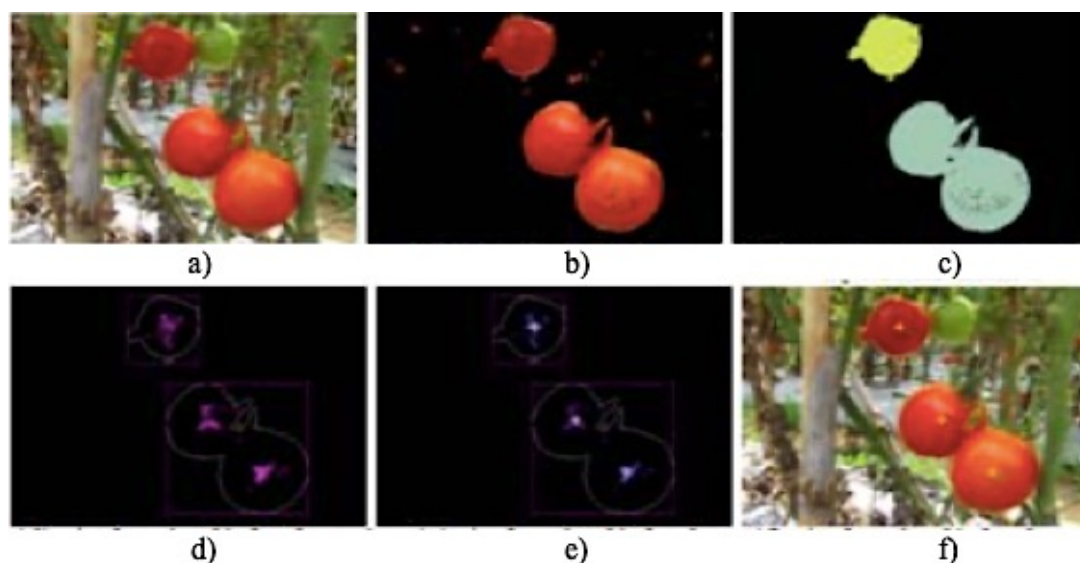
Bảng 1.4. Khảo nghiệm kết quả phân loại khoai tây qua webcam [17]

Lần	Kích thước đo được (pixel-mm)	Tỉ lệ hư hỏng (%)	Kết quả hiển thị	Kích thước thật (mm)	Chất lượng củ thực tế	Kết quả thực tế	Nguyên nhân	Máng trượt 1
1	198,9	7,61	Nhận	198	Tốt	Nhận		Đóng
2	211,7	8,03	Nhận	212	Tốt	Nhận		Đóng
3	192,7	9,52	Nhận	200	Tốt	Nhận		Đóng
4	196,4	6,23	Nhận	197	Tốt	Nhận		Đóng
5	190,4	15,03	Loại	191	Vỏ củ bị nhăn	Loại		Mở
6	186,0	37,65	Loại	197	Tốt	Nhận	Vị trí củ	Mở
7	213,8	13,06	Loại	225	Tốt	Nhận	Vị trí củ khoai	Mở
8	197,5	3,13	Nhận	198	Tốt	Nhận		Đóng

Nghiên cứu đã thiết kế, chế tạo và thí nghiệm mô hình phân loại khoai tây ứng dụng xử lý ảnh để nhận dạng và phân loại đạt 92%, khoai tây không bị trầy xước và dập nát với tốc độ và thời gian xử lý ảnh đạt hơn 0,3 s/ củ. Tuy nhiên, nghiên cứu chỉ dừng lại ở mức thí nghiệm mô hình chưa triển khai ứng dụng thực nghiệm. Tốc độ và năng suất phân loại tương đối chưa cao, các thông số tốc độ băng tải, tín hiệu xử lý hình ảnh dùng webcam còn nhiều hạn chế, cơ cấu chấp hành chưa nhạy so với tín hiệu đầu vào. Đề xuất thay đổi tín hiệu xử lý đầu vào dùng camera chất lượng tốt hơn để khử nhiễu, nâng cao cơ chế chấp hành để thay đổi tốc độ xử lý và nâng cao hiệu suất phân loại.

Nghiên cứu *phát triển thuật toán xử lý ảnh để phát hiện và ước lượng khoảng cách từ hệ camera đến tâm trái cà chua chín trên cây của Trương Quốc*

Bảo, Nguyễn Minh Luân, Quách Tuấn Văn [18]. Nghiên cứu này đề xuất một giải thuật xử lý ảnh mới để nhận dạng và định vị quả cà chua chín trên cây đồng thời ước lượng khoảng cách từ hai camera đến tâm của trái. Thuật toán bao gồm các bước chính: phân đoạn ảnh, gán nhãn, lọc kích thước, xác định đường biên cho các vùng ứng viên là quả cà chua chín, rút trích các đặc trưng hình dáng để định vị quả cà chua chín trên cây và cuối cùng là ước lượng khoảng cách sử dụng hệ 2 camera.



Hình 1.6. Kết quả nhận dạng quả cà chua cần thu hoạch [18]

a) Ảnh gốc; b) Ảnh phân đoạn; c) Ảnh gán nhãn và lọc kích thước; d) Ảnh xác định chu vi và ước lượng tâm ứng viên; e) Ảnh xác định tâm; f) Ảnh xác định tâm và bán kính

Thực nghiệm được tiến hành trên tập dữ liệu 100 ảnh thực nghiệm với 244 quả cà chua chín cần nhận dạng (Hình 1.6). Độ chính xác của phương pháp được đề nghị là 96.7% đối với phương pháp nhận dạng dựa trên mặt phẳng kết tủa màu r-g và 88.9% đối với phương pháp phân tích màu sắc (Bảng 1.5).

Các kết quả thực nghiệm và so sánh độ chính xác của phương pháp cho thấy phương pháp mặt phẳng kết tủa màu R-G kết hợp với kỹ thuật phân tích hình dáng là cho kết quả cao nhất (96.7%). Vì vậy, có thể áp dụng cho bài toán nhận dạng, định vị vị trí và ước lượng khoảng cách từ hai camera quan sát đến quả cà chua chín trên cây. Tuy nhiên, bộ dữ liệu về số lượng ảnh chưa nhiều và hiệu quả nhận dạng cũng chưa cao. Đề xuất, phương pháp cải tiến giải thuật để giảm thời gian xử lý cũng như tăng hiệu quả nhận dạng hoặc ứng dụng phương pháp nhận dạng khác.

Bảng 1.5. Kết quả so sánh tổng hợp độ chính xác của 3 phương pháp nhận dạng [18]

Số lượng ảnh		100
Số lượng quả cần nhận dạng		244
Phương pháp (1)	Số quả đã nhận dạng	245
	Số quả nhận dạng đúng	236
	Độ chính xác (%)	96.7
Phương pháp (2)	Số quả đã nhận dạng	221
	Số quả nhận dạng đúng	217
	Độ chính xác (%)	88.9
Phương pháp Hough Circle (3)	Số quả đã nhận dạng	187
	Số quả nhận dạng đúng	175
	Độ chính xác (%)	71.7

Ngoài ra, các nghiên cứu [19-22] nói về ứng dụng xử lý ảnh, thị giác máy tính và mạng thần kinh nhân tạo sử dụng cho mục đích nghiên cứu khác nhau cũng được đề cập đến. Điển hình gần đây có *Nghiên cứu, thiết kế và chế tạo máy phân loại xoài tự động* của Trần Trọng Nghĩa [19] đã tạo ra mô hình phân loại xoài tự động theo khối lượng đi vào hoạt động đạt năng suất khá cao 92 % và nghiên cứu *Hệ thống phân loại cà chua theo màu sắc sử dụng PLC S7 - 1200* của Trần Khánh Hưng, Hoàng Như Ý [20] đem lại kết quả khả quan về phân loại nông sản theo màu sắc đạt hiệu suất 86%. Các nghiên cứu này sử dụng các phương pháp xử lý ảnh, máy học hay hay mạng thần kinh nhân tạo để phát triển và ứng dụng chúng vào các mặt khác nhau của khoa học và đời sống tại Việt Nam như y tế, xây dựng, nông nghiệp, công nghiệp. Từ đó, góp phần phát triển các ứng dụng khoa học công nghệ cao về việc sử dụng công nghệ xử lý ảnh và AI phục vụ các nhu cầu phát triển thiết yếu.

Đánh giá tình hình nghiên cứu trong nước: tổng hợp những công bố nghiên cứu và triển khai trong nước hiện nay về công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI được nghiên cứu chưa nhiều và công bố chưa rộng rãi, chưa ứng dụng vào thực tế. Tuy nhiên, có thể nhận thấy đều là những nghiên cứu, thiết kế dạng máy thực hiện các tác vụ như máy gia công đơn giản, chứ không phải là thực hiện những gia công phức tạp như chuyên động chụp ảnh sàng lọc, đặt vật. Về AI là sự kết hợp giữa ứng dụng cơ khí hóa và tự động hóa, ứng dụng này cho việc giải quyết khâu phân loại thì chưa có đơn vị nghiên cứu nào quan tâm giải quyết những vấn đề rất cơ bản trong tính toán hệ thống, xác định các thông số cấu trúc và động học tối ưu cho hệ thống được thực hiện.

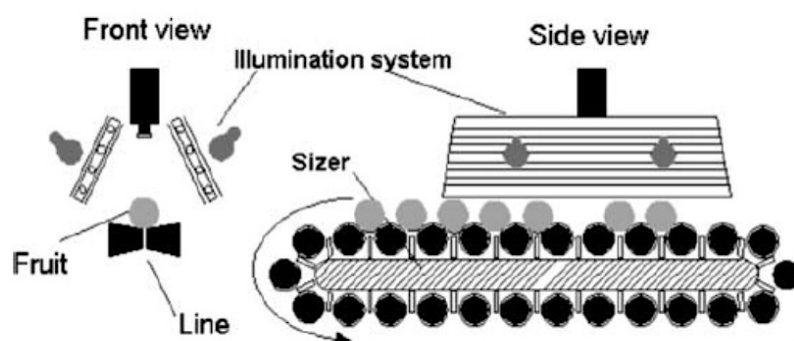
Một số nghiên cứu về hệ thống điều khiển sử dụng vi xử lý đơn giản áp dụng trên mô hình hệ thống phân loại tự chế trong phòng thí nghiệm. Giải pháp này chỉ phù hợp cho mô hình hệ thống đơn giản trong phòng thí nghiệm, còn chứa nhiều khiếm khuyết và không có khả năng áp dụng trong thực tế.

Như vậy, cần tìm ra giải pháp để phát triển các nghiên cứu hiện tại hoặc tiến hành các nghiên cứu mới, ứng dụng các kỹ thuật, phương pháp khác nhau để xây dựng quy trình hệ thống phân loại thực nghiệm, đặc biệt là việc ứng dụng mạnh về công nghệ xử lý ảnh và AI.

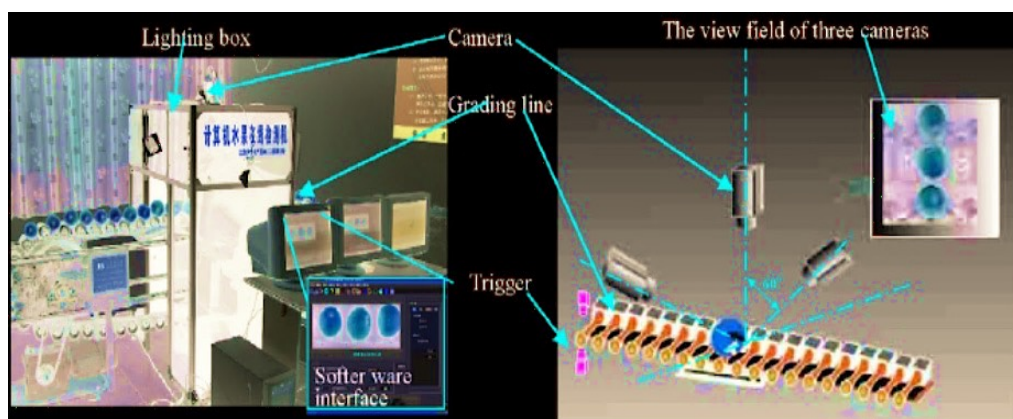
1.1.4. Tình hình nghiên cứu ngoài nước

Các nghiên cứu dưới đây về hệ thống phân loại nông sản được đề cập liên quan đến lĩnh vực nghiên cứu đã thành công trong thí nghiệm và đã ứng dụng trong thực tế mặc dù còn hạn chế về các mặt như tốc độ phân loại, màu sắc nông sản, đặc biệt năng suất phân loại cùng với hình dáng cấu tạo nông sản đang được nghiên cứu khắc phục, các nghiên cứu phải kể đến sẽ được trình bày dưới đây.

Nghiên cứu *Tìm hiểu về xử lý hình ảnh màu bằng thị giác máy tính cho vật liệu sinh học của Ayman H. Amer Eissa and Ayman A. Abdel Khalik [23].*



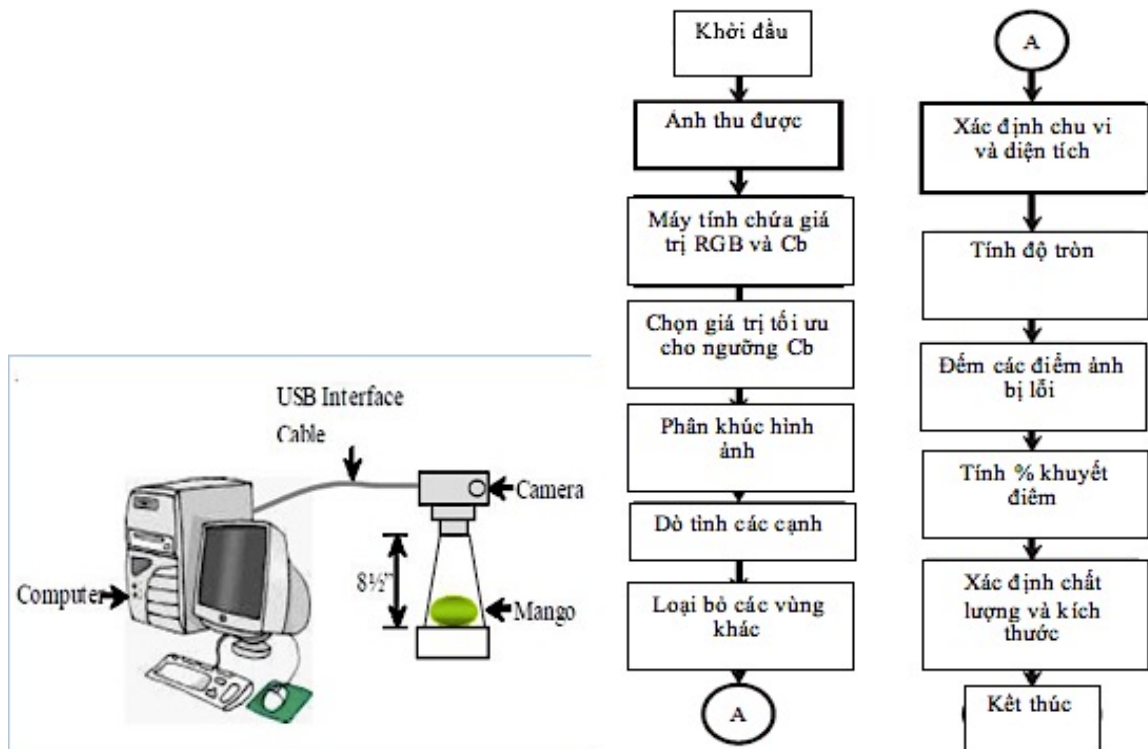
Hình 1.7. Sơ đồ máy phân loại và hệ thống chiếu sáng [23]



Hình 1.8. Hệ thống phần cứng phát hiện táo trong đường thẳng [23]

Nghiên cứu này phát triển các kỹ thuật thị giác máy tính dựa trên các kỹ thuật xử lý hình ảnh cho dự đoán chất lượng của trái cam và cà chua, và để đánh giá hiệu quả của các kỹ thuật liên quan đến thuộc tính chất lượng: kích thước, màu sắc, kết cấu và phát hiện các khuyết tật bên ngoài (Hình 1.7). Nghiên cứu đã tổng hợp các nghiên cứu của các tác giả khác nhau, phân tích đưa ra ưu nhược điểm của từng nghiên cứu và phát triển cho nghiên cứu của mình bao gồm: xử lý ảnh, hệ thống thị giác máy tính, kỹ thuật xử lý màu sắc, ánh sáng, các phương pháp thiết kế mô hình hệ thống (Hình 1.8).

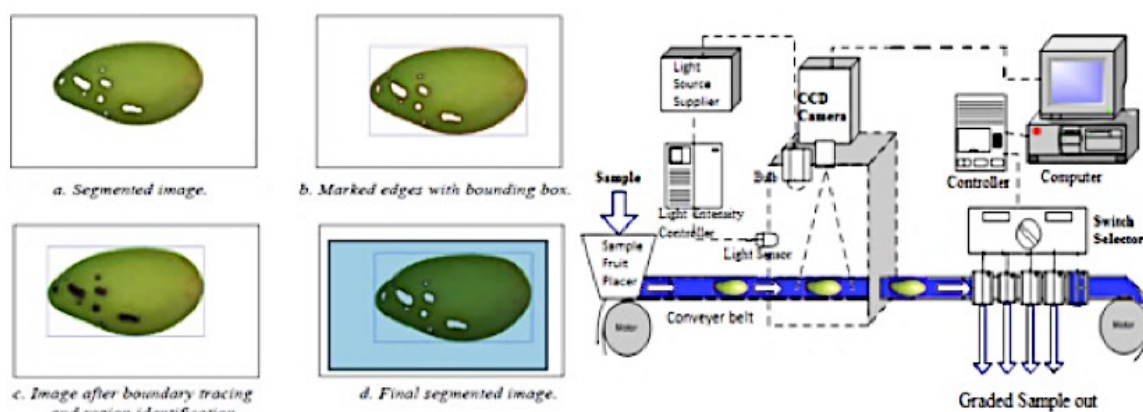
Nghiên cứu **thuộc tính kích thước của xoài dùng xử lý ảnh của Tomas U. Ganiron Jr** [24]: Nghiên cứu thực nghiệm nhằm phát triển một thuật toán hiệu quả để phát hiện và phân loại xoài. Sử dụng các hình ảnh thu được để xác định các tính năng của xoài và để xác định các lớp của xoài. Các tính năng của xoài là chu vi, diện tích, độ tròn và phần trăm hư. Độ tròn và phần trăm hư đã được sử dụng để xác định chất lượng của xoài để xuất khẩu xoài chất lượng. Nghiên cứu quan trọng góp phần phát triển kiến thức mới về mô hình xử lý ảnh (Hình 1.9).



Hình 1.9. Các thiết lập thu nhận ảnh và lưu đồ giải thuật [24]

Hệ thống hiển thị độ sáng màu sắc được sử dụng và giá trị màu được sử dụng trong phân loại xoài. Các thuật toán đã được sử dụng trong việc xác định cho tất cả các hình ảnh nhận được và các bước của quá trình xử lý hình ảnh đến phân đoạn cuối cùng (Hình 1.10).

Một thuật toán phân tích hình ảnh đã được thực hiện để đo kích thước, độ tròn, và phần trăm hư của xoài. Các thuật toán đưa ra chính xác phân đoạn xoài ngay cả khi vị trí của xoài đã thay đổi. Tuy nhiên, không thể xác định chính xác loại xoài vì màu xoài có thể là màu nâu hoặc màu xanh lá cây. Các Pixel gốc màu xanh lá cây được phân loại là tốt trong khi các Pixel gốc màu nâu được phân loại là hư.



Hình 1.10. Xử lý ảnh trên xoài và mô hình phân loại xoài đề xuất [24]

Nghiên cứu **hệ thống phân loại trái cây tự động dựa trên công nghệ xử lý ảnh của Chandra Sekhar Nandi và cộng sự** [25]: Hệ thống dựa trên xử lý ảnh kết hợp máy tính để nhận dạng điểm và phân loại tự động các sản phẩm nông nghiệp như xoài dựa trên mức độ chín trái. Để đẩy nhanh quá trình cũng như duy trì tính thống nhất, tính đồng nhất và tính chính xác, phân loại xoài tự động dựa vào kỹ thuật xử lý ảnh truyền thống đã được phát triển. Hệ thống tự động thu thập các hình ảnh video từ camera CCD đặt trên đầu hệ thống của một vành đai băng tải xoài, sau đó hệ thống xử lý hình ảnh để thu thập một số tính năng có liên quan với các mức độ chín của xoài. Cuối cùng các thông số của lớp cắt được ước tính bằng cách sử dụng mô hình hỗn hợp Gaussian cho sắp xếp và phân loại tự động. Sau khi tính toán và đánh giá việc phân loại được thực hiện trên một tập dữ liệu thử nghiệm, mục tiêu là tìm ra mô hình lớp trong đó có một xác suất nghiệm cuối tối đa cho một loạt quan sát. Độ chính xác phân loại được sử dụng GMM và độ chính xác phân loại trung bình của bốn giống xoài (Bảng 1.6).

Từ những kết quả thu được từ bảng, cho thấy việc thực hiện phân loại tự động là khá chính xác. Sự chính xác là phụ thuộc vào hình ảnh chụp được, bị ảnh hưởng nhiều bởi cường độ ánh sáng môi trường xung quanh. Phương sai trong hàm mật độ

xác suất của các tính năng xoài chỉ ra các biến thể cho mức độ chín của mô hình màu xoài. Phân loại sai xảy ra khi mức độ chín khác nhau có màu sắc hoa văn tương tự. Trong một số trường hợp, các kỹ thuật tự động để khai thác các tính năng của xoài có thể không đúng trong việc thu thập các tính năng phù hợp, khi các bề mặt của xoài bị ô nhiễm cao với vết trầy xước và các bản vá lỗi màu đen.

Bảng 1.6. Phân tích năng suất thu được [25]

Chủng loại (Tên địa phương)	M1		M2		M3		M4	
	Experts	GMM	Experts	GMM	Experts	GMM	Experts	GMM
KU	93.5	92.2	93.7	88.9	93.1	89.4	93.3	91.3
SO	92.2	91.7	92.7	88.2	92.6	89.3	91.8	90.5
LA	92.1	91.5	92.6	87.6	92.2	88.2	91.5	90.3
HI	92.1	91.4	92.2	87.4	91.7	88.5	91.3	90.3

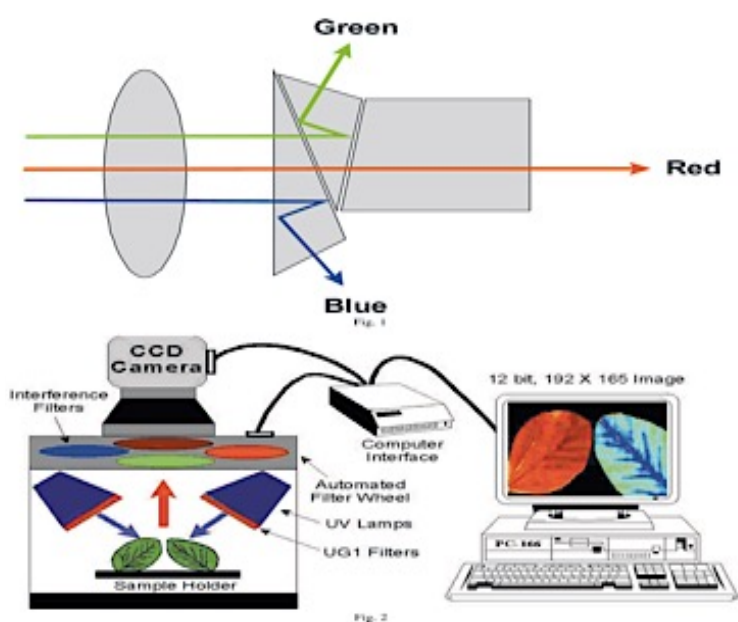
Việc áp dụng mô hình hỗn hợp Gaussian để ước lượng các tham số của lớp cắt để dự đoán mức độ chín. Kỹ thuật này có chi phí thấp và hiệu quả hơn, thông minh hơn. Tốc độ của hệ thống phân loại được giới hạn bởi tốc độ băng tải và khoảng cách duy trì ở giữa hai trái xoài, thời gian đáp ứng của hệ thống máy tính dựa trên xử lý ảnh là 50ms.

Hệ thống phân loại này được thực hiện trên bốn loại xoài, nhưng có thể được mở rộng cho các loại trái cây khác. Các biến thể của phân loại với sự biến đổi các yếu tố khác như thay đổi ánh sáng xung quanh, độ phân giải máy ảnh, và khoảng cách của máy ảnh đã không được nghiên cứu. Nghiên cứu cho thấy, hệ thống phân loại có hiệu suất tương đối, dễ sử dụng, đánh giá mức độ chín của xoài không chỉ bởi màu da mà còn có kích thước và hình dạng.

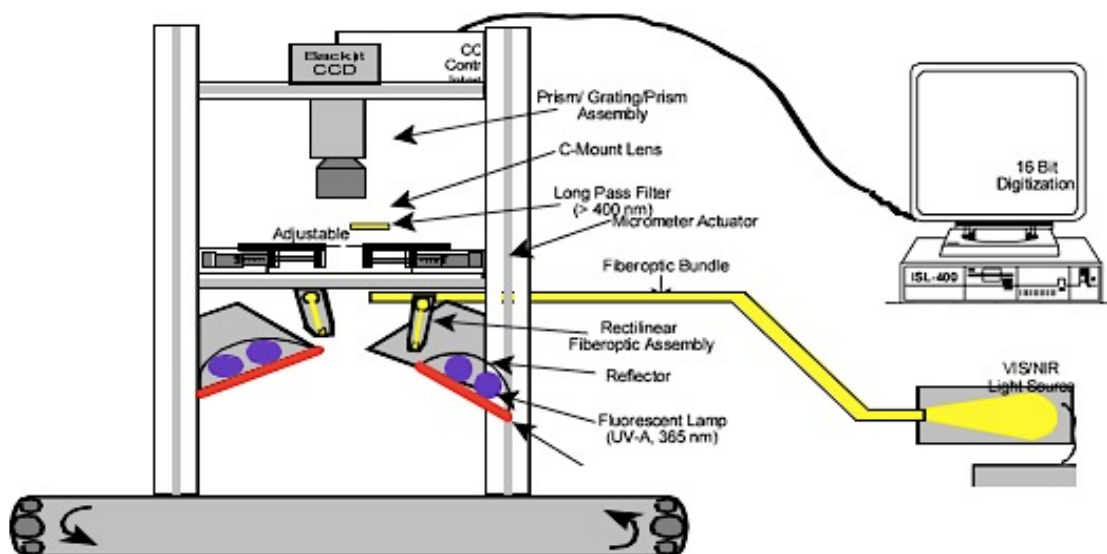
Nghiên cứu *ứng dụng công nghệ xử lý ảnh cho sản xuất nông nghiệp của Yud-Ren Chen và cộng sự* [26]: Ứng dụng hiện tại về công nghệ xử lý ảnh cho phân loại tự động trong nông nghiệp với trọng tâm là hình ảnh đa phổ hyperspectral cho việc kiểm tra thực phẩm hiện đại (*Hình 1.11*). Ví dụ về các ứng dụng để phát hiện các bệnh tật, khuyết tật và ô nhiễm trên xác chết gia cầm và táo.

Những tiến bộ trong công nghệ này làm cho hệ thống phân loại chính xác và chi phí thấp. Một hoạt động với thời gian thực có thể được đáp ứng với một máy tính tốc độ cao. Thu nhận hình ảnh từ máy ảnh, thực hiện một số chế biến và lưu trữ các hình ảnh. Công nghệ này có thể giao tiếp với các máy chủ với tốc độ 132 MB / giây

so với bus PCI. Tốc độ truyền dữ liệu là đủ nhanh để đáp ứng thời gian thực cần thiết trong các ứng dụng nông nghiệp.



Hình 1.11. Chip xử lý 3 màu và hệ thống hình ảnh đa phổ với một bánh xe quay [26]

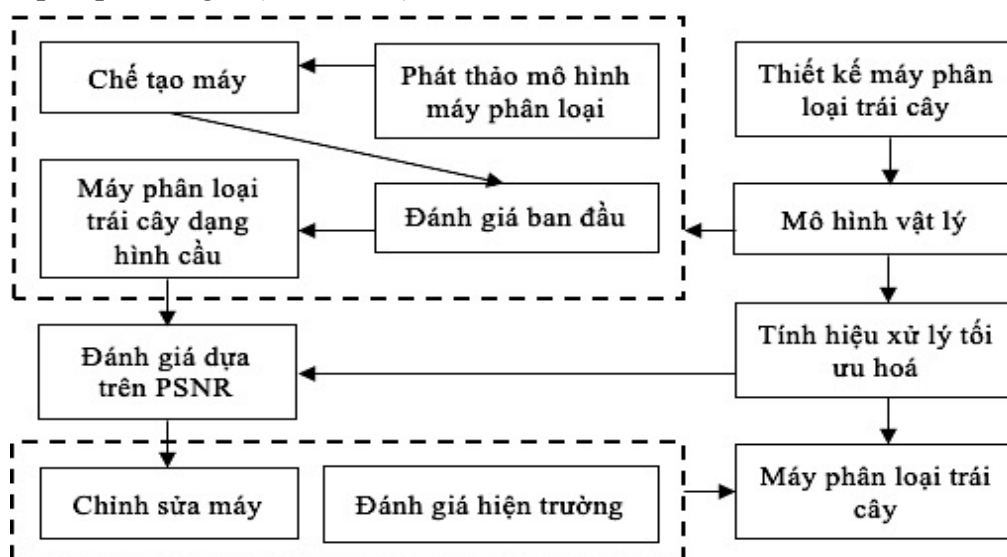


Hình 1.12. Hệ thống hình ảnh hyperspectral ISL về an toàn thực phẩm [26]

Chương trình AI có thể được tích hợp vào hệ thống (Hình 1.12). Các thuật toán và công nghệ mới như mạng thần kinh, logic mờ, và các hệ thống thông minh có thể được áp dụng. Để áp dụng triệt để công nghệ này, các hệ thống xử lý ảnh cho các ứng dụng nông nghiệp là thực vật, thực phẩm, các sản phẩm nông nghiệp và vật liệu sinh học. Kỹ thuật hình ảnh hyperspectral kết hợp những ưu điểm của quang phổ và xử lý ảnh. Công nghệ này sẽ tìm thấy nhiều ứng dụng tiềm năng trong ngành nông nghiệp.

Nghiên cứu *áp dụng kỹ thuật xử lý ảnh cho việc cải tiến hệ thống phân loại trái cây của Hiwa Golpira và Hêmin Golpîra* [27]: Nghiên cứu này liên quan đến quá trình tối ưu hóa hệ thống phân loại trái cây thay thế phân loại bằng tay. Một hệ thống thiết bị đo đạc được mô phỏng và chế tạo gồm: thành phần cơ khí và hệ thống điều khiển được lắp ráp trên khung gầm để chuyển trái cây và phân loại.

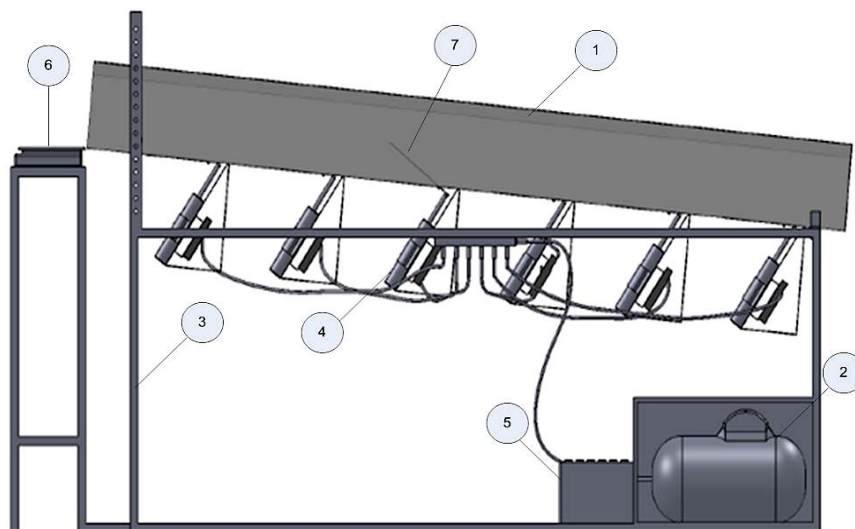
Một ống trọng lực chuyển các loại trái cây về phía sáu điểm phóng được chế tác bằng xi lanh khí nén và van từ tính. Tín hiệu PSNR thực nghiệm xác định nhiễu và độ rung ảnh hưởng đáng kể đến năng suất máy. Để tránh bầm dập cho trái táo, độ dốc ống thiết kế được cố định ở 0,02 m trong đó vận tốc trái tối đa là 1 m/s và khả năng sắp xếp 130 kg/h (*Hình 1.13*).



Hình 1.13. Sơ đồ thí nghiệm phân loại táo [27]

Thông số: công suất định mức của 2 kg và 1 mV / V tương ứng điện áp kích thích và điện áp tối đa đạt được là 10 (Volt) và 10 (mV). Khuếch đại các tín hiệu đầu ra được thực hiện bằng cách sử dụng bộ khuếch đại siêu thấp nhiễu (OP177). Khi tín hiệu đầu ra được điều chế với nhiễu, được lọc bởi một bộ lọc thông thấp để đạt được một tín hiệu DC chấp nhận đối với vi điều khiển. Sau khi đo trọng lượng và xử lý, vi điều khiển xác định các kích thích với dòng 12 (volt) DC. Xi lanh khí nén tạo ra chuyển động cho các điểm phóng. Một máy bơm với hai xi-lanh nén khí trong 220 lít với các van điều khiển tốc độ 4A220-08, áp lực 0,15-0,8 Mpa (*Hình 1.14*).

Kết quả: Phân tích quá trình phân loại trái táo. Xác định với 2s để nhận được một loại trái cây từ cửa đầu đến cửa cuối cùng. Nếu trọng lượng trung bình của một trái táo là 0,07 kg, khả năng hoạt động hệ thống là 130 kg/h với chiều rộng của van 20 cm.



Hình 1.14. Sơ đồ nguyên lý làm việc hệ thống phân loại trái cây [27]
 Chú thích: 1-ống, 2-bơm khí nén, 3-khung, 4-xi lanh khí nén,
 5-động cơ điện, 6-cảm biến trọng lượng, 7-máng

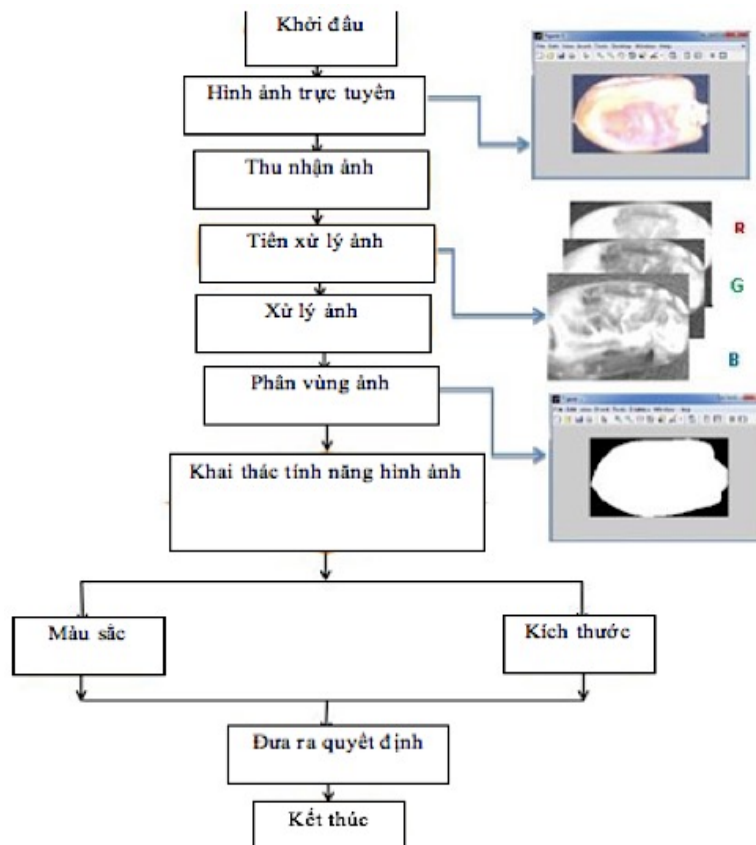
Nghiên cứu **hệ thống tự động phân loại trái cây từ công nghệ xử lý ảnh của Ayman A.A. Ibrahim và cộng sự** [28]: Trình bày hệ thống phân loại thông minh dựa trên xử lý hình ảnh cho trái cây theo màu sắc và kích thước (*Hình 1.15*). Dựa trên tính năng khai thác hình ảnh từ màu sắc và kích thước trái cây. Kết quả cho thấy sử dụng hệ thống phân loại là hiệu quả, chính xác, nhanh chóng và chi phí thấp hơn so với phân loại bằng thủ công.



Hình 1.15. Sơ đồ xử lý ảnh trong hệ thống phân loại thông minh đơn giản [28]

Tùy thuộc vào mức độ chín trái, màu sắc nằm trong khoảng từ màu vàng sang màu đỏ đậm với nhiều sắc thái ở giữa. *Hình 1.16* cho thấy các dải màu ở tất cả các

mức độ chín được quan sát. Hình ảnh được lưu trữ trong ba ma trận, được gọi là R, G và B, trong đó có chứa các giá trị cường độ màu của hình ảnh là các thành phần màu đỏ, xanh lá cây và màu xanh. Cường độ của một Pixel được thể hiện với một phạm vi nhất định giữa mức tối thiểu và tối đa. Ví dụ, cường độ yếu nhất là màu đen (0), cường độ mạnh nhất là màu trắng (255) và nhiều sắc thái của màu xám ở giữa và sự phân tách kênh màu của một ảnh màu RGB đầy đủ.

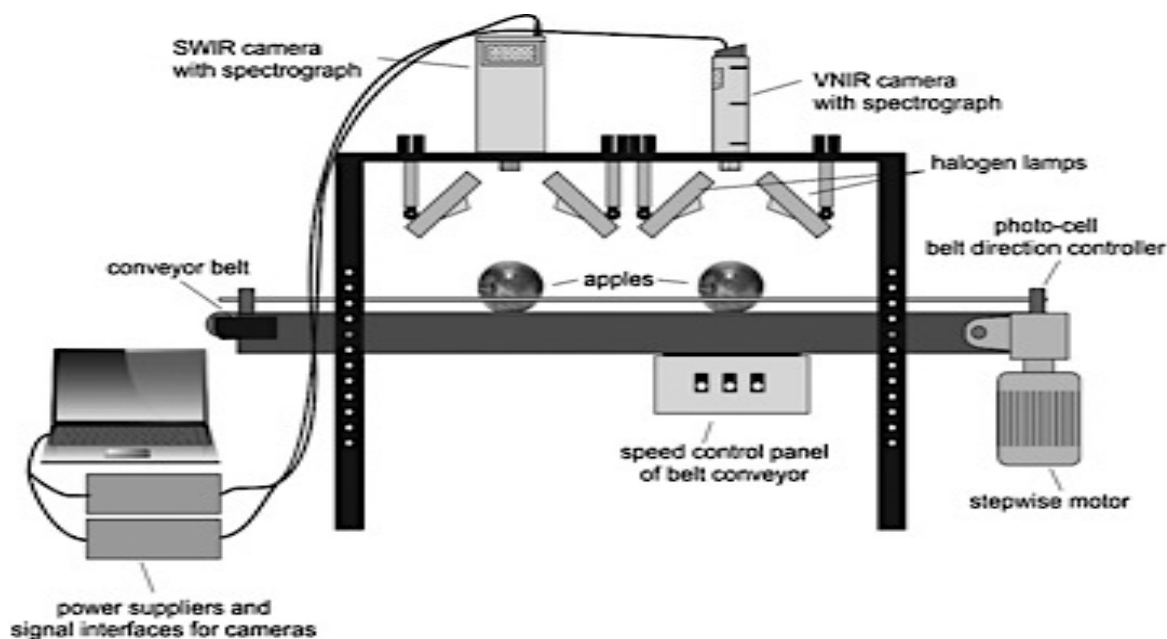


Hình 1.16. Trình tự các bước phân tích và xử lý hình ảnh [28]

Hệ thống phân loại trái cây có thời gian xử lý 0,3s cho một loại trái cây. Hệ thống có thể phân loại theo mức độ chín của trái cây theo màu sắc (màu vàng, màu đỏ pha và màu đỏ đậm), và theo góc màu cho từng loại trái cây. Kỹ thuật này có chi phí thấp, vừa hiệu quả vừa thông minh. Từ những kết quả ban đầu của việc phân tích màu sắc trái cây có thể đưa ra sự liên kết với độ ẩm, hàm lượng đường và mức độ axit thông qua các tông màu và độ bão hòa cho trái cây.

Nghiên cứu *mô hình phân loại cây trồng từ vết thâm trên cơ sở dữ liệu hình ảnh hyperspectral* của Anna Siedliska và cộng sự [29]: Mô hình phân loại phát hiện

vết bầm và phân loại giống táo với việc sử dụng các hệ thống hình ảnh hyperspectral trong phổ VNIR (Visible và Near-Infrared) và SWIR (hồng ngoại bước sóng ngắn) (Hình 1.17). Các tương quan dựa trên thuật toán Feature Selection (CFS) và dữ liệu hyperspectral được sử dụng xây dựng mô hình giám sát phân loại cây trồng. Độ chính xác dự đoán tốt nhất cho mô hình phát hiện vết bầm thu từ Support Vector Machines (SVM), Simple Logistic và mức độ tối ưu hóa Sequential (SMO) (hơn 95% tỷ lệ thành công cho các thử nghiệm/ kiểm tra và 90 % cho mức độ kiểm tra chung). Tỷ lệ phần trăm các trường hợp phân loại thực hiện là rất cao trong mô hình và dao động từ 98,2% đến 100% thử nghiệm / kiểm tra và lên đến 93% cho các kiểm tra chung. Việc thực hiện mô hình nghiên cứu được trình bày với đặc điểm hoạt động tiếp nhận (ROC) từ mô hình phát hiện vết bầm và ma trận nhầm lẫn từ mô hình phân loại giống cây trồng.



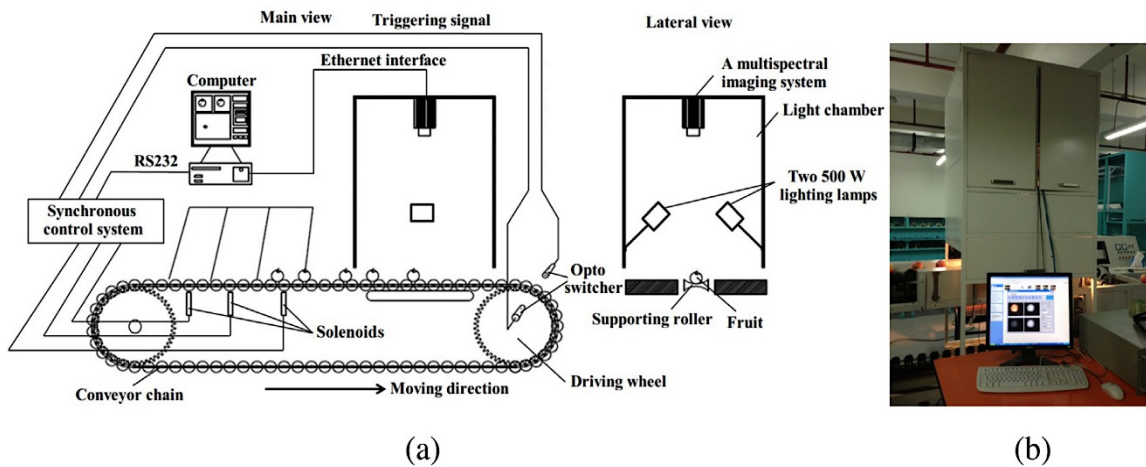
Hình 1.17. Sơ đồ làm việc hệ thống hình ảnh hyperspectral của phổ VNIR và SWIR [29]

Bốn trăm tám mươi trái táo với đường kính 7-8 cm bầm ít và nhiều được chia thành hai nhóm thử nghiệm bằng cách sử dụng phương pháp phân tích hình ảnh hyperspectral. Mỗi trái táo bị bầm chạy dọc theo đường kiểm tra. Trái Táo được đặt trên bề mặt trụ có trọng lượng 0,2 kg (các bề mặt tiếp xúc với các xi-lanh) từ độ cao 400 mm. Các đặc tính của táo trong quang phổ VNIR và SWIR được thu thập bằng cách sử dụng dữ liệu một hệ thống hình ảnh hyperspectral không gian (2 chiều) và quang phổ (1 chiều) để tạo ra một khối phổ 3 chiều, trong đó các đặc tính quang phổ

của các Pixel được chọn từ hình ảnh thu được cho các bước sóng khác nhau có thể được phân tích bằng phương pháp xử lý hình ảnh có sẵn.

Hồng ngoại VNIR với một máy ảnh quang phổ V10E ImSpector (400-1000 nm) và camera hồng ngoại bước sóng ngắn (SWIR) N25E 2/3 với hình ảnh quang phổ (1000-2500 nm), được đặt trên băng tải 40 cm.

Nghiên cứu **phát triển hệ thống phát hiện các vết bầm trên trái táo bằng hình ảnh đa phổ hyperspectra của Wenqian Huang và Jiangbo Li [30]**: Hệ thống phân loại tự động phát hiện các vết bầm trên trái táo. Nghiên cứu phát triển một hệ thống hình ảnh đa phổ nguyên mẫu để phát hiện trực tiếp vết bầm trên trái táo (Hình 1.18). Một hệ thống hình ảnh hyperspectral với phạm vi bước sóng 325-1100 nm được xây dựng để lựa chọn bước sóng có hiệu quả phát hiện các vết bầm trên trái táo. Giai đoạn phân tích thành phần chính (PCA) với hình ảnh hyperspectral đã được tiến hành trên dãy 450-1000 nm, 450-780 nm và 780-1.000 nm cùng với các thành phần chính (PC). Ba bước sóng hiệu quả với độ dài 780, 850 và 960 nm được xác định bởi hình ảnh máy tính tốt nhất. Việc thực hiện hiệu quả các bước sóng lựa chọn được đánh giá bởi 183 trái táo.



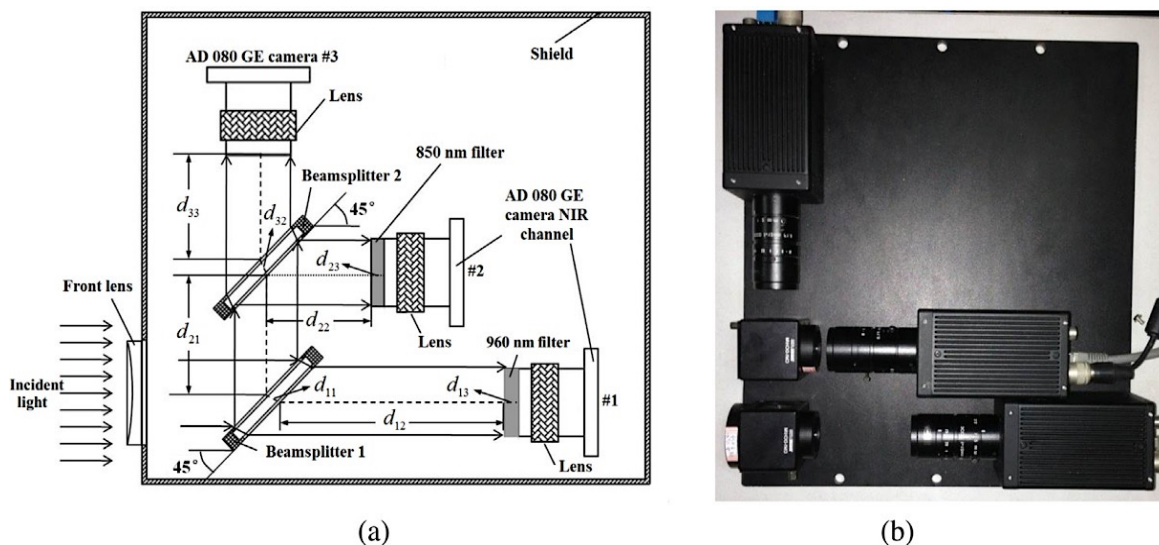
Hình 1.18. Hệ thống phân loại phát hiện vết bầm trái táo [30]

a) Sơ đồ mạch; b) xử lý ảnh

Độ chính xác của những trái táo với vết bầm được làm bằng cách thả một trái bóng thép từ độ cao 500 mm trong 1, 12 và 24 h tương ứng là 90,4%, 92,3% và 92,3%, và thả một trái bóng thép từ 200, 300, 400 và 500 mm chiều cao trong một giờ tương ứng là 92,4%, 96,2%, 96,2% và 94,7%.

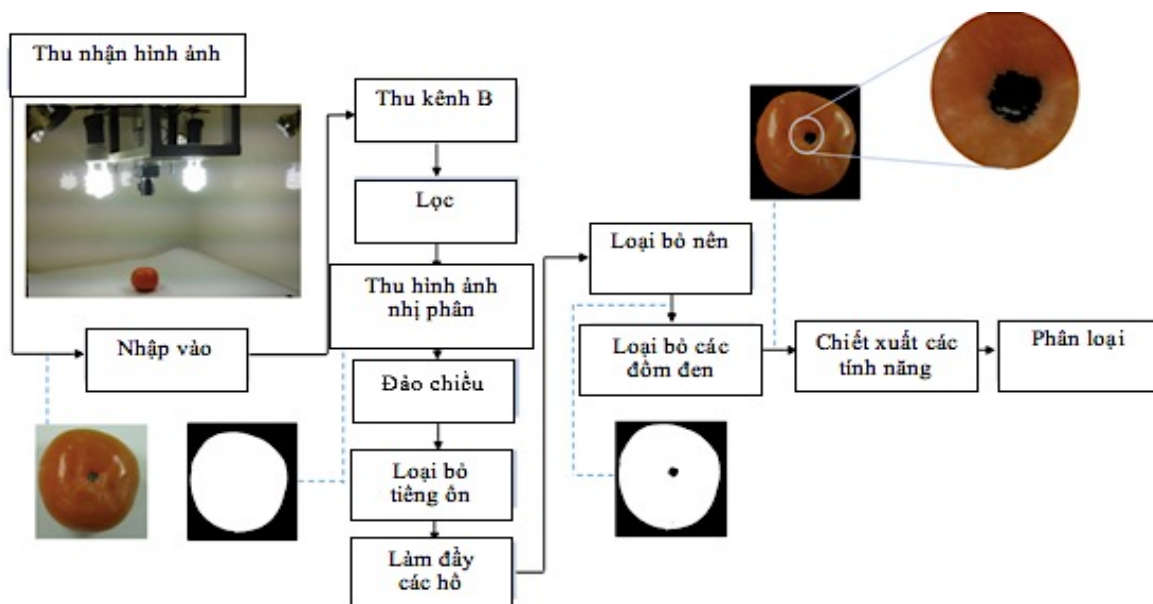
Sau đó, một hệ thống hình ảnh đa phổ với hai chùm lưỡng sắc, band-pass và 2 CCD trong khu vực máy quét đa phổ lăng kính (Hình 1.19). Tốc độ thu nhận ảnh trực

tiếp khoảng 3 trái táo mỗi giây. Năng suất của hệ thống được đánh giá bằng các kiểm tra tĩnh và trực tiếp bằng cách sử dụng 59 trái táo độc lập. Độ chính xác phân loại táo bầm nhẹ trong các thử nghiệm tĩnh và trực tiếp là 91,5% và 74,6%.



Hình 1.19. a) Sơ đồ xử lý ảnh và (b) hệ thống ảnh đa phổ hyperspectral [30]

Kết quả cho thấy rằng phát triển hệ thống hình ảnh đa phổ dựa trên các bước sóng hiệu quả được lựa chọn bằng cách sử dụng một hệ thống hình ảnh tral hyperspec - và phân đoạn PCA có thể được sử dụng để phát hiện trực tuyến của những vết bầm trên trái táo.

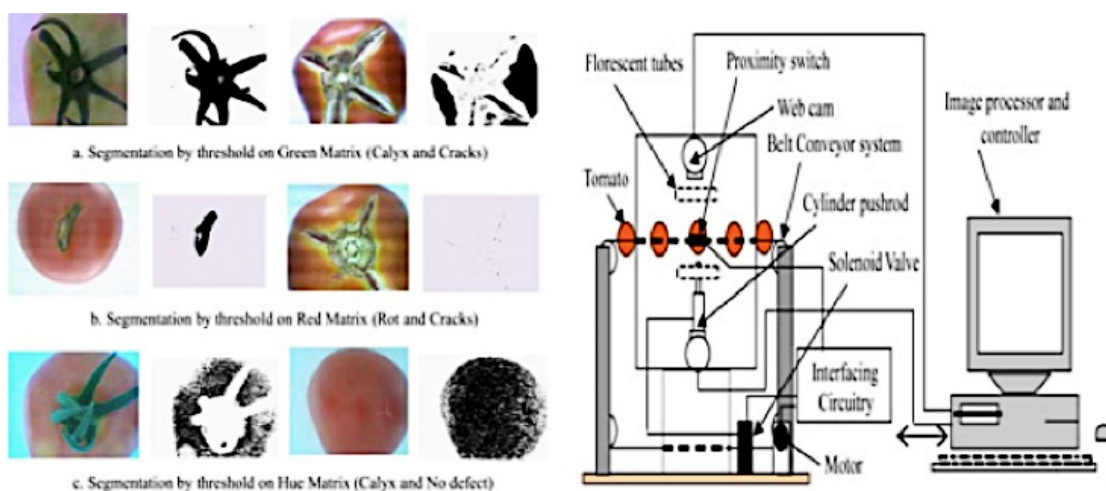


Hình 1.20. Quá trình phân loại trái hồng bằng thuật toán phân loại màu sắc [31]

Nghiên cứu *phát hiện độ chín của trái hồng dựa trên kỹ thuật xử lý ảnh* của **Vahid Mohammadi và cộng sự** [31]: Phát triển một thuật toán tự động để phân loại

các loại trái cây dựa vào màu sắc bên ngoài của chúng. Tính chất vật lý, cơ học và dinh dưỡng của các loại trái cây đã được xác định để so sánh kết quả của phân tích và phân loại hình ảnh (Hình 1.20). Trong quá trình phân vùng ảnh, các đốm đen trên trái hồng đã được gỡ bỏ có tác dụng trên các tính năng được chiết xuất và sử dụng để phân loại. Kết quả cho thấy xử lý ảnh QDA có giá trị trong việc phân loại các loại trái cây với tỷ lệ chính xác tổng thể tốt hơn 90,24%.

Nghiên cứu **phát triển hệ thống phân loại của cà chua chi phí thấp từ công nghệ xử lý ảnh của Md. Rokunuzzaman và H. P.W. Jayasuriya** [32]: Sự phát triển của một hệ thống xử lý ảnh thông minh chi phí thấp bằng cách sử dụng camera và thuật toán xử lý ảnh để phát hiện sai sót và phân loại cà chua. Cà chua có hai khiếm khuyết lớn cụ thể là Blossom End Rot (BER) và vết nứt trên trái. Phân loại dựa trên ba tính năng xử lý bởi các thuật toán xử lý hình ảnh. Các tính năng màu sắc, hình dạng và sự kết hợp khiếm khuyết (Hình 1.21).



Hình 1.21. Hệ thống phân loại phát hiện khiếm khuyết, phân khúc trên R, G và ma trận H [32]

Sử dụng hai phương pháp dựa trên nguyên tắc là phương pháp tiếp cận mạng lưới thần kinh, hệ thống điều khiển với một băng tải để vận chuyển cà chua và một xi lanh đẩy những trái cà chua bị lỗi sau khi xác định khiếm khuyết bằng các thuật toán. Phương pháp ngưỡng màu sắc với yếu tố hình dạng có hiệu quả để phân biệt cà chua tốt và bị khiếm khuyết. Tính chính xác tổng thể phát hiện sai sót của đối tượng được tiếp cận dựa trên nguyên tắc và phương pháp mạng thần kinh tương ứng là 84% và 87,5%. Các tốc độ kiểm tra 180 cà chua trong 1 phút đã đạt được bằng các thuật toán và các mẫu thử nghiệm (Hình 1.21).

Dựa trên các kết quả thực nghiệm rút ra kết luận:

Các phương pháp ngưỡng màu sắc được tìm thấy có hiệu quả cho các ứng

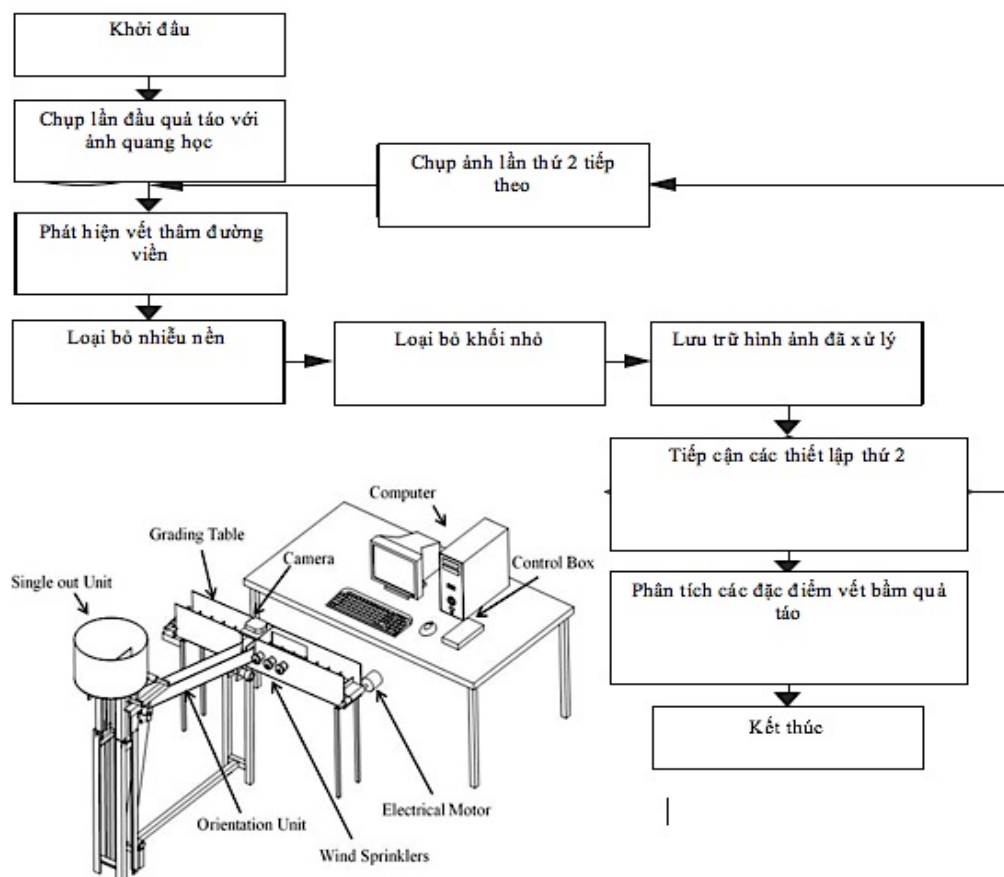
dụng phân loại cà chua bởi vì các khuyết tật có thể được phát hiện dựa trên màu sắc; Sự khác biệt giữa cà chua bệnh BER và cà chua tốt có thể được phân loại bằng các ngưỡng khu vực màu sắc;

Các ngưỡng, diện tích và số lượng của các đối tượng màu xanh lá cây được tìm thấy không đủ để phân loại trái cây khác nhau từ các khuyết tật bị nứt vì sự giống nhau trong việc phân phối màu. Do đó, các yếu tố hình dạng đã được sử dụng cho sự khác biệt đó;

Độ chính xác tổng thể phân loại sai sót của đối tượng được tiếp cận dựa trên nguyên tắc và phương pháp mạng thần kinh tương ứng là 84 % và 87,5%;

Tốc độ phân loại của các chương trình kiểm soát 1 trái cà chua 1s, vì các lập trình công song song và đơn giản trong các thuật toán; Tốc độ kiểm tra đạt được bởi các thuật toán từ 180 cà chua 1p.

Nghiên cứu *phát hiện các khu vực hư nhẹ do tác động cơ học trên trái táo bằng hình ảnh huỳnh quang chlorophyll* của Y. C. Chiu và cộng sự [33]:



Hình 1.22. Sơ đồ và giải thuật thiết kế hệ thống phân loại táo [33]

Nghiên cứu này phát hiện các khu vực hư nhẹ do tác động cơ học trên táo bằng hình ảnh huỳnh quang chlorophyll. Khi một trái cây bị tác động bởi một lực cơ và

một vết bầm xảy ra, các hạt nhân chlorophyll bên trong vỏ bị hư hỏng, gây ra giảm sự kích thích huỳnh quang so với các khu vực không bị ảnh hưởng. Sự khác biệt này cho phép phát hiện tự động các vết bầm và loại bỏ các loại trái cây bị hư hỏng để duy trì chất lượng tối ưu. Trong nghiên cứu này, các vết bầm hoa quả được tạo ra bằng cách sử dụng lực tác động là 68,6, 88,2 và 107,8 N và thiệt hại xảy đến cho hạt nhân chlorophyll bên trong vỏ trái cây đã được quan sát. Mở rộng diện tích của hạt nhân bị hư hỏng theo thời gian đã quan sát được bằng cách sử dụng hình ảnh huỳnh quang 0.5, 1, 2, và 4 giờ sau khi các tác động cơ học.

Nghiên cứu sử dụng một cấu trúc liên tục của hình ảnh huỳnh quang cho hoa quả và sử dụng phần mềm Matlab để xử lý hình ảnh và phân tích. Nhiều cạnh đường viền đã được lọc bằng cách điều chỉnh một ngưỡng thích hợp, và các tính năng đường viền của vết bầm hoa quả đã được phân biệt bằng cách sử dụng binarization thích ứng và một bộ lọc kích thước (*Hình 1.22*).

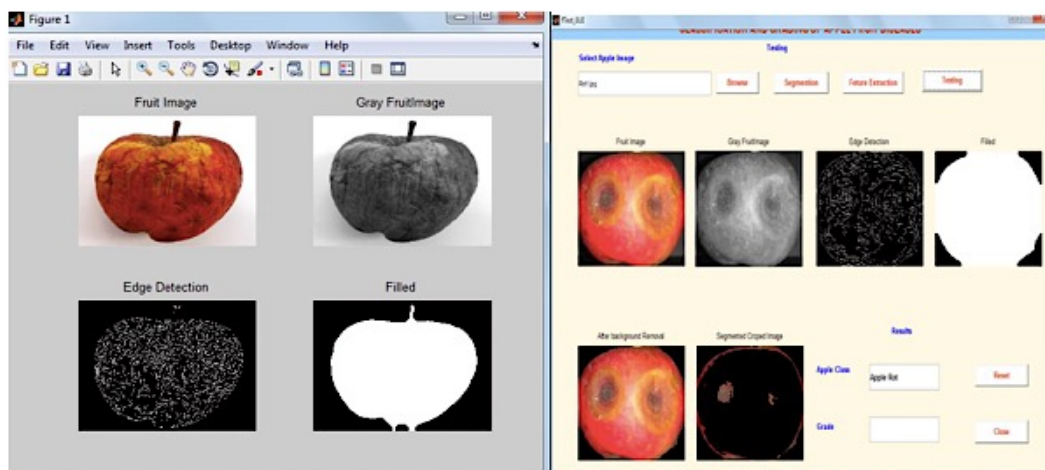
Kết quả thực nghiệm cho thấy, tỷ lệ phân biệt của một vết bầm 0,5 h sau khi tác động của trọng lực 68,6, 88,2 và 107,8 N là khá cao 86,7%, và tỷ lệ nhận dạng vết bầm 1 h sau khi tác động là 100%. Kết luận, hệ thống kiểm tra huỳnh quang cho khả năng phát hiện các vết bầm một cách chính xác trước khi những vết thâm tím có thể nhìn thấy bằng mắt thường.

Nghiên cứu **sắp xếp và phân loại Táo bị hỏng của Miss. Kambale Anuradha Manik và Dr. Mrs. Chougule S.R** [34]:

Nghiên cứu này dùng phương pháp thích ứng để phân loại và phân cấp bệnh trái táo được đề xuất và xác nhận bằng thực nghiệm. Các phương pháp tiếp cận dựa trên xử lý hình ảnh bao gồm các bước chính: bước đầu là đọc những hình ảnh đầu vào từ kỹ thuật cơ sở dữ liệu và ngưỡng màu sắc được sử dụng để phân đoạn lỗi. Trong bước thứ hai một số trạng thái của tính năng lọc được chiết xuất từ hình ảnh phân đoạn, và cuối cùng là hình ảnh được xếp vào một trong những lớp. Nghiên cứu đã xem xét ba loại bệnh cụ thể là táo vảy, đốm táo và thối trái táo. Việc phân loại trái táo đã được thực hiện bằng công cụ Matlab (*Hình 1.23*).

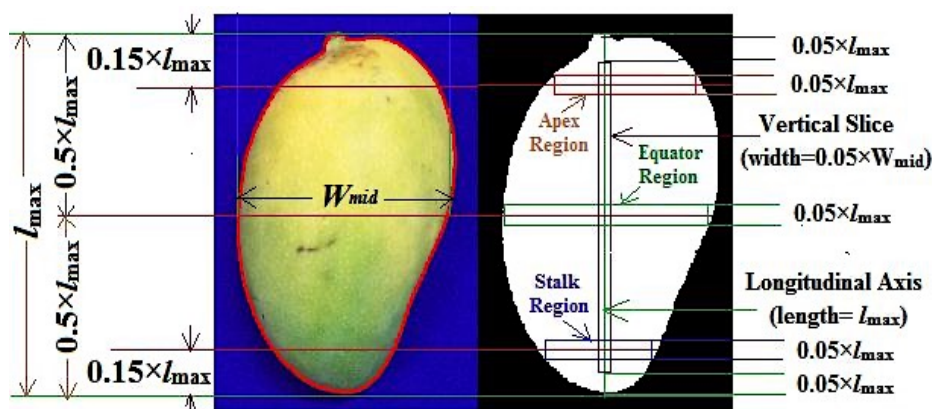
Nghiên cứu tạo các cơ sở dữ liệu hình ảnh trái táo bị bệnh và bình thường khác nhau. Kỹ thuật xử lý hình ảnh, trong đó sử dụng các kỹ thuật khác nhau được tiếp cận

để phân loại. Kết quả thử nghiệm cho thấy các giải pháp đề xuất là có thể hỗ trợ phân loại tự động và phân cấp của bệnh trái táo. Tuy nhiên, cần cải thiện và tăng cường các chức năng và tính linh hoạt của hệ thống nhận nhiều công việc phân loại.



Hình 1.23. Hình ảnh phân khúc táo và phân loại táo [34]

Nghiên cứu *hệ thống phân loại xoài dựa trên thị giác máy tính của Chandra Sekhar Nandi, Bipan Tudu, and Chiranjib Koley* [35]: trình bày một số tính năng như mức độ chín, kích thước và bề mặt khuyết tật xoài. Phân loại mức độ chín dựa trên kỹ thuật RFE (tính năng xóa bỏ) với Support Vector Machine (SVM) được sử dụng. Kích thước và bề mặt khuyết tật được xác định bằng một số phương pháp xử lý ảnh (Hình 1.24). Lý thuyết MADM được sử dụng trong hệ thống này. Kết quả cho thấy lỗi phát hiện kích thước là gần 3%, độ chính xác dự đoán 96%, và độ chính xác khiếm khuyết bề mặt 92%. Độ chính xác năng suất cho phân loại của hệ thống được đề xuất là gần 90%.



Hình 1.24. Hình ảnh cùng với các đường viền nhận được khi xử lý ảnh [35]

Nghiên cứu đã xây dựng một mô hình của một hệ thống phân loại xoài, phân loại chất lượng xoài thành bốn lớp dựa trên đánh giá của các chuyên gia. Theo yêu

cầu phân loại, chỉ số phân loại và trọng lượng được nhập vào để thực hiện việc phân loại xoài nhiều mức độ với các loại khuyết tật thường xuất hiện trên xoài, được đề cập trong các loại khuyết tật xếp hạng xoài (Mục 1.1.2, Hình 1.25).

Kết quả cho thấy các thuật toán phân loại xoài được thiết kế khả thi và chính xác. Xoài lỗi kích thước nhỏ hơn 3%, tỷ lệ chính xác phân loại màu sắc là 95%, và tỷ lệ chính xác để đo khuyết tật bề mặt là trên 90%. Tuy nhiên, một phân bố tính năng dựa trên phương pháp phân loại chính thức cần phải được phát triển để xác định các loại chất lượng trái cây từ các mẫu và vấn đề trong việc phát hiện độ cứng từ màu sắc. Một cảm biến tác động có thể được sử dụng để phát hiện sự săn chắc.

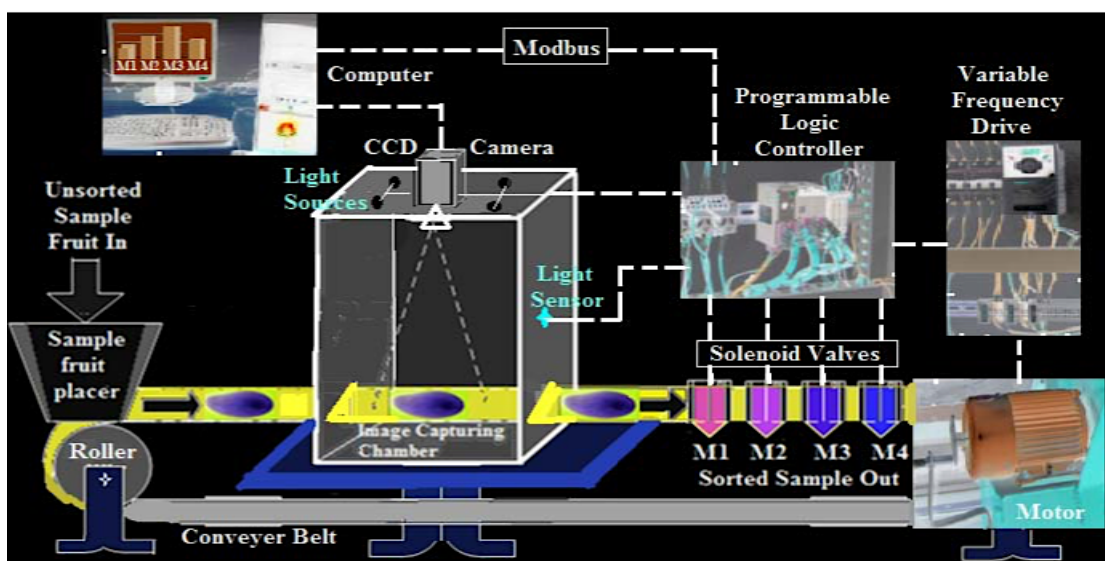


Hình 1.25. Bề mặt nhãn với các khuyết tật bề mặt khác nhau [35]

Các dự báo mức độ chín được thực hiện từ các tín hiệu video được thu thập bởi các Coupled Device (CCD) camera đặt trên đỉnh của vành đai băng tải chở xoài, xử lý hình ảnh để trích xuất các tính năng khác nhau cho việc dự đoán mức độ chín xoài. Kỹ thuật phân cấp tính năng loại bỏ kết hợp với máy vector hỗ trợ (SVM) được sử dụng để xác định các tính năng phù hợp nhất trong số 27 tính năng ban đầu được lựa chọn (Hình 1.26). Cuối cùng, các thiết lập tối ưu cho việc giảm số tính năng đã thu được để phân loại xoài thành bốn lớp khác nhau tùy theo mức độ chín. Đối với nghiên cứu thực nghiệm, xoài của năm giống khác nhau được thu thập từ ba địa điểm khác nhau và trong ba lô khác nhau. Các kết quả thực nghiệm thu được tìm thấy để cung cấp độ chính xác phân loại trung bình lên đến 96%.

Năng suất trung bình của hệ thống hiệu quả hơn so với phân loại của con người. Các ứng dụng chính của kỹ thuật được đề xuất là các nhà cung cấp có thể dễ dàng lựa chọn các mức độ chín của xoài về chất lượng, hạn sử dụng xoài. Điều này trái ngược hẳn với các kỹ thuật đề xuất khác là nhằm mục đích để đo độ chín chính

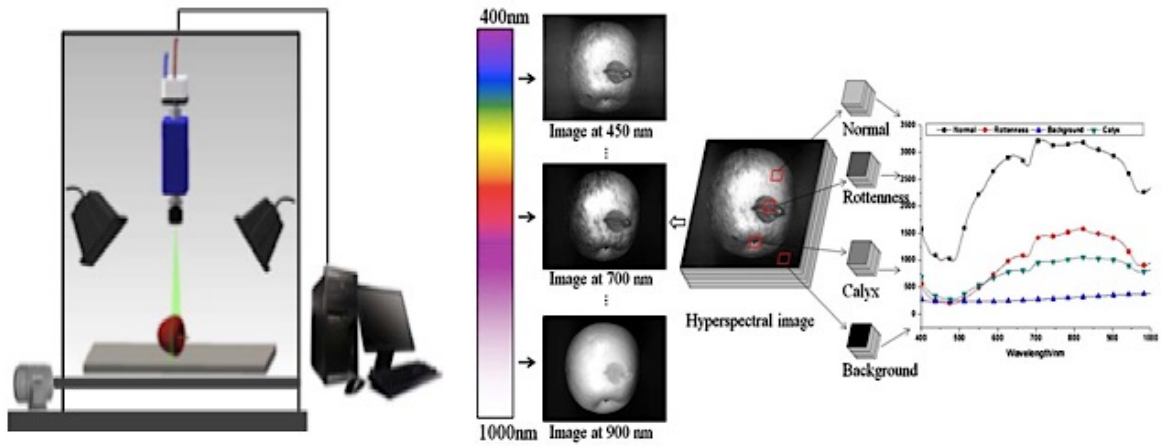
xác, trong đó có thể không cần thiết cho việc áp dụng. Phương pháp này cũng bỏ qua các yêu cầu hiệu chuẩn đầu ra cảm biến đối với các kỳ hạn, điều này rất quan trọng là nhà cung cấp có thể điều chỉnh hệ thống của mình theo điều kiện của họ và thời gian thu hoạch xoài. Hạn chế chính của kỹ thuật được đề xuất là thời gian phân loại lâu và phân loại sai xảy ra do trầy xước hoặc đốm đen (thường xảy ra do tổn thương da) trên da.



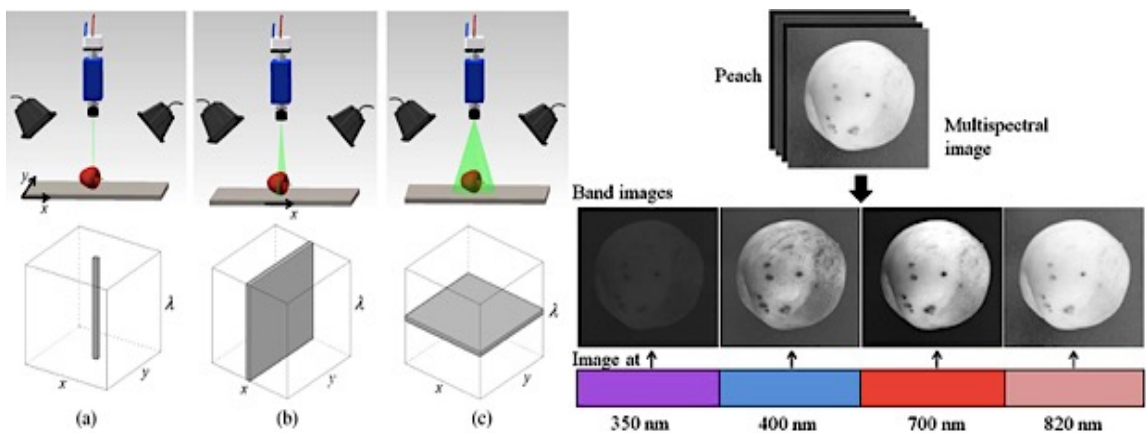
Hình 1.26. Hệ thống phân loại trái cây tự động dựa trên máy quan sát [35]

Nghiên cứu *nguyên lý phát triển và ứng dụng của thị giác máy tính để kiểm tra chất lượng bên ngoài của các loại trái cây và rau quả của Baohua Zhang, Wenqian Huang, Jiangbo Li, Chunjiang Zhao* [36]: Trình bày một cái nhìn tổng quan chi tiết của việc giới thiệu so sánh, phát triển và ứng dụng của hệ thống thị giác máy tính trong việc kiểm tra chất lượng bên ngoài của các loại trái cây và rau quả. Ngoài các thành phần chính, lý thuyết cơ bản và xử lý ảnh tương ứng thì phương pháp phân tích cũng được báo cáo (Hình 1.27).

Trái cây bao gồm màu sắc, kết cấu, kích thước, hình dạng, và nhiều khiếm khuyết (Hình 1.28). Hệ thống thị giác máy tính được sử dụng rộng rãi trong việc kiểm tra chất lượng thực phẩm và các sản phẩm nông nghiệp để thay thế kiểm tra thủ công, hệ thống có thể cung cấp nhanh chóng, chính xác và khách quan. Nhiều ứng dụng thành công đã chứng minh rằng các hệ thống thị giác máy tính là công cụ khoa học và mạnh mẽ cho việc kiểm tra chất lượng tự động bên ngoài chính xác và nhanh chóng của các loại trái cây và rau quả.



Hình 1.27. Sơ đồ hệ thống xử lý ảnh điện hình và phân tích hình ảnh quang học tảo hồng [37]



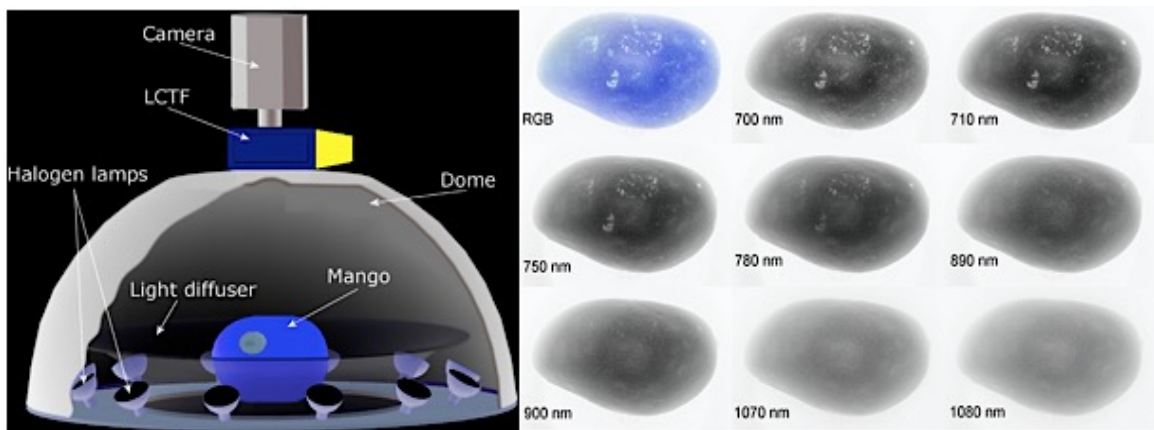
Hình 1.28. Ba chế độ quét để tạo một hình ảnh quang học và các khuyết tật của táo [37]
 a) Điểm quét tiếp cận; b) Dòng quét tiếp cận và c) Khu vực quét tiếp cận.

Mặc dù vậy vẫn còn nhiều thách thức phải vượt qua, công nghệ thị giác máy sẽ tiếp tục đóng một vai trò không thể thiếu trong nghiên cứu và ứng dụng để kiểm tra chất lượng của các loại trái cây và rau quả.

Nghiên cứu *phát hiện sớm các tổn thương cơ bên trong xoài bằng máy quang học NIR của Nayeli Velez Rivera, Juan Gomez-Sanchis, Jorge Chanona Perez cùng đồng nghiệp* [37]: Mô tả một hệ thống đánh giá thiệt hại cơ học gây ra trong vỏ trái xoài Manila ở các giai đoạn khác nhau dựa trên độ chín với phân tích các hình ảnh quang học. Hình ảnh của khu vực bị hư hỏng và nguyên vẹn của xoài được thu thập, sử dụng một hệ thống thị giác máy tính quang học, sau đó phân tích để lựa chọn bước sóng để phân biệt và phân loại hai vùng. 11 phương pháp lựa chọn được sử dụng và so sánh để xác định bước sóng, trong khi 5 phương pháp phân loại được sử dụng để phân đoạn hình ảnh đa phổ cho kết quả và phân loại da của xoài bị

hư hỏng (Hình 1.29). Tỷ lệ phân loại chính xác 91,4% với Pixel đạt được vào ngày thứ ba sau khi sử dụng xung gần và toàn bộ quang phổ.

Một hệ thống hình ảnh hyperspectral NIR được sử dụng để phát hiện tổn thương cơ gây ra trong xoài 'Manila' bằng công cụ phân tích hình ảnh. Hình ảnh đã được chụp trong bảy ngày sau khi xoài hư hỏng để ước tính thời điểm, trong đó hư hỏng có thể được phát hiện một cách hiệu quả trong hình ảnh. Kết quả cho thấy ba miền trong quang phổ được nghiên cứu và tích lũy lựa chọn: 700 nm-780 nm, 890 nm-900nm và 1070 nm-1080 nm.



Hình 1.29. Sơ đồ xử lý ảnh quang học và ảnh RGB mẫu xoài chụp ở bước sóng nhất định [38]

Ngoài ra, năm loại phân loại được đánh giá để phân đoạn hình ảnh của xoài thành hai lớp: bị hư hỏng và không bị hư hỏng. Trong số các phân loại, Na Ives Bayes mang lại điểm số không tốt, trong khi đó k-NN, ELM, DT và LDA có điểm số trên 90% đối với phân loại đúng ba ngày sau khi hư hỏng được phát hiện. Tỷ lệ này thậm chí tăng đến 95% cho tất cả các phân loại sau ngày thứ tư. Năng suất cao đạt được là k-NN ngày thứ ba (97,95%) dẫn đến sự lựa chọn mô hình để phân đoạn hình ảnh đa phổ bao gồm các tính năng lựa chọn, với điểm số trên 91% đạt được trong việc phân loại chính xác khu vực hư hỏng.

1.1.5. Kết luận chung về tình hình nghiên cứu

Qua phân tích và đánh giá từ các kết quả nghiên cứu nêu trên, các nghiên cứu đã sử dụng các phương pháp khác nhau để phân loại nông sản, các nghiên cứu đã sử dụng công nghệ xử lý ảnh, thị giác máy tính và AI để tìm ra được phương pháp phân loại màu sắc, trọng lượng hay khuyết tật trái, đặc biệt đối với xoài, cho kết quả về hiệu suất và năng suất phân loại cao. Các kết quả nghiên cứu đã phản ánh được khả năng

ứng dụng khoa học công nghệ hiện đại vào sự phát triển ngành cơ khí, tự động hoá nông nghiệp nói chung, sản xuất và đóng gói nông sản nói riêng.

Tuy nhiên, các nghiên cứu trên chỉ dừng lại với việc phân tích, đánh giá, so sánh các phương pháp sử dụng để phân loại nông sản, hoặc kết quả ở dạng mô phỏng, mô hình và thí nghiệm, đặc biệt là với xoài. Hơn nữa, việc phát triển thực nghiệm cho vấn đề xác định khuyết tật và tỷ trọng trái (xoài) để xác định chất lượng trái thì chưa thực sự được giải quyết. Vì vậy, trong đề tài này sẽ đưa ra phương pháp phân loại tối ưu cũng như thực nghiệm lên hệ thống phân loại xoài để giải quyết các vấn đề nêu trên.

1.2. Tính cấp thiết của đề tài

Chiến lược phát triển khoa học và công nghệ Việt Nam giai đoạn 2011-2020 đã được chính phủ Việt Nam phê duyệt vào năm 2012, Quyết định số 418/QĐ-TTg, trong đó khẳng định việc nghiên cứu, ứng dụng công nghệ tiên tiến, hiện đại và đưa ra các giải pháp tối ưu, phù hợp để phát triển quá trình sản xuất và xuất khẩu nông sản, góp phần xây dựng các thương hiệu mạnh cho các sản phẩm nông sản xuất khẩu của Việt Nam [1]. Việc ứng dụng những công nghệ tiên tiến và hiện đại (như AI) vào trong các dây chuyền, thiết bị máy móc tự động hóa phục vụ cho các quá trình như kiểm tra, phân loại và đóng gói nông sản thực phẩm đạt năng suất cao là một trong những hướng công nghệ trọng điểm. Điều này góp phần phát triển kinh tế xã hội ở Việt Nam. Việc sử dụng AI vào các quá trình chế biến nông sản thực phẩm hiện nay hình thành từ sự cộng năng của nhiều ngành khoa học công nghệ dựa trên nền tảng cơ khí tự động hóa nhằm hoàn thiện, linh hoạt hóa, thông minh hóa các thiết bị máy móc phục vụ con người.

Tại Việt Nam, rất nhiều thiết bị phân loại nông sản thực phẩm ở Việt Nam là quá lạc hậu, năng suất thấp. Vấn đề không chỉ ở chỗ cần phải tạo ra số lượng sản phẩm bao nhiêu, mà nhu cầu về chất lượng nông sản thực phẩm cũng cần phải tăng lên tương ứng, vì lẽ đó, buộc nhiều nhà sản xuất nông sản thực phẩm phải thay đổi và cập nhật kiến thức, công nghệ và thiết bị mới. Một trong những ưu tiên chính của nhà sản xuất nông sản thực phẩm là hiện đại hóa dây chuyền sản xuất, đáp ứng được các tiêu chuẩn của các thị trường xuất khẩu, và có thể đáp ứng nhu cầu hiện tại cho số lượng lớn các nông sản thực phẩm chất lượng cao.

Sản xuất nông sản thực phẩm theo các tiêu chuẩn an toàn quốc tế là một quá trình lâu dài và tốn kém. Tuy nhiên, nếu thực hiện đúng tiêu chuẩn sẽ cho phép doanh nghiệp cạnh tranh trên thị trường quốc tế và nhanh chóng mở rộng kinh doanh. Thời gian qua, sản xuất nông nghiệp ở nước ta phát triển khá nhanh, với những thành tựu trong các lĩnh vực chọn tạo giống, kỹ thuật canh tác, công nghệ thu hoạch..., tạo ra khối lượng sản phẩm, hàng hóa đáng kể góp phần thúc đẩy tăng trưởng nền kinh tế quốc dân. Tuy nhiên, nền nông nghiệp nước ta vẫn còn manh mún, quy mô sản xuất nhỏ, phương thức và công cụ sản xuất lạc hậu, kỹ thuật áp dụng không đồng đều dẫn đến năng suất thấp, giá thành cao, chất lượng sản phẩm không ổn định. Sản phẩm lại chưa được chế biến dẫn đến khả năng cạnh tranh và giá trị thấp. Ngay cả nông sản, rau quả và hoa cảnh là những mặt hàng có lợi thế về điều kiện tự nhiên cũng khó có chỗ đứng trên thị trường thế giới và ngay cả thị trường trong nước. Vì vậy, để thúc đẩy xây dựng một nền nông nghiệp hiện đại, thu hẹp khoảng cách so với các nước phát triển, đặc biệt là trong xu thế hội nhập, việc xây dựng các khu chế biến nông sản, sản phẩm nông nghiệp sau thu hoạch bằng công nghệ cao là cần thiết.

Nghiên cứu ứng dụng các máy móc kỹ thuật cao vào các quy trình sản xuất nông sản thực phẩm một mặt giảm sức lao động con người, giảm giá thành, mặt khác còn đáp ứng những tiêu chuẩn cao về an toàn vệ sinh thực phẩm trong chế biến ở các thị trường khó tính đòi hỏi chất lượng cao. Công việc phân loại và đóng gói sản phẩm đòi hỏi tốc độ đáp ứng cao và độ ổn định của thiết bị. Công đoạn này cần rất nhiều nhân công làm tăng chi phí sản xuất. Sử dụng hệ thống phân loại thông minh làm giảm chi phí sản xuất, giảm chi phí nhân công, nâng cao mức độ tự động hóa cho dây chuyền sản xuất với ưu điểm là có độ ổn định cao và thời gian làm việc không giới hạn. Tuy nhiên chi phí đầu tư ban đầu là khá lớn so với các doanh nghiệp trong nước nên vấn đề trang bị robot còn hạn chế.

Hiện nay, trong và ngoài nước đã xuất hiện các nghiên cứu về các hệ thống phân loại khác nhau và hệ thống phân loại nông sản như điều, cà phê, đậu, cà chua, khoai tây, táo... sử dụng các phương pháp khác nhau [10-108]. Các hệ thống phân loại này có ưu điểm là dễ vận hành, vận chuyển, phù hợp với điều kiện trồng trọt và

sản xuất ở các vùng, là hệ thống không thể thiếu ở bất cứ một vùng nông nghiệp nào. Tuy nhiên, mỗi một nông sản khác nhau phải sử dụng một hệ thống phân loại khác nhau, đặc biệt là với xoài thì sự phân loại lại càng diễn ra phức tạp. Với sự phát triển nhanh chóng của khoa học và công nghệ, tính toán, mô hình hóa và mô phỏng hệ thống hoạt động trên các phần mềm chuyên dụng đã thúc đẩy nhanh quá trình nghiên cứu, chế tạo các hệ thống phân loại và kết quả là đã xuất hiện các hệ thống phân loại nông sản và hoạt động tại các thành phố lớn và các khu vực nông thôn trọng yếu.

Mặc dù đã xuất hiện rất lâu trong lĩnh vực phân loại xoài, nhưng cho đến nay vẫn chưa có một hệ thống chuyên dụng nào phục vụ riêng cho quá trình phân loại xoài. Quá trình phân loại xoài tại Việt Nam và thế giới đang được thực hiện chủ yếu bằng sức lao động trực tiếp của người nông dân (Hình 1.30). “Các phương pháp được sử dụng bởi những người nông dân và các nhà phân phối để phân loại các sản phẩm nông nghiệp là thông qua kiểm tra chất lượng truyền thống dùng mắt quan sát tốn thời gian và ít hiệu quả” hoặc một số loại máy không chuyên dụng và kết quả cho năng suất không cao, chi phí cao, việc phân loại ra các loại xoài khác nhau là tương đối tốn kém về kinh tế.



Hình 1.30. Phân loại nông sản bằng phương pháp thủ công (hình chụp tại nhà vườn)

Việc đánh giá chất lượng quả xoài đã được thực hiện bởi nhiều nhà nghiên cứu, hầu hết họ đều dựa trên các đặc trưng quan trọng của quả xoài như kích thước, hình dáng, màu sắc và kết cấu bề mặt. Tuy nhiên, chất lượng bên trong vẫn chưa đáp ứng.

Đồng bằng sông Cửu Long có hơn 47.000 ha trồng xoài (Đồng Tháp dẫn đầu về diện tích 12.106 ha), với sản lượng hằng năm trên 567.700 tấn, năng suất đạt từ 11

đến 13 tấn/ha. Kim ngạch xuất khẩu xoài năm 2020 của Việt Nam đạt trên 180,7 triệu USD. Tỉnh Đồng Tháp đã lựa chọn cây xoài là 1 trong 5 ngành hàng thực hiện Đề án tái cơ cấu ngành nông nghiệp của tỉnh. Ngoài ra, tỉnh còn tập trung xây dựng nhãn hiệu hàng hóa, xác nhận cấp mã vùng trồng xoài để xuất khẩu, liên kết sản xuất với tiêu thụ.

Nông dân trồng xoài có nhiều kinh nghiệm sản xuất, ứng dụng thành công kỹ thuật xử lý ra hoa trái vụ vì thế mùa vụ thu hoạch xoài là quanh năm. Tuy nhiên, việc đầu tư thực hiện phân loại nguyên liệu các loại là rất lớn, khoảng 100 tỷ đồng/năm (một người phân loại xoài thành phẩm khoảng từ 40 - 80 ký/ngày tương đương khoảng 100.000 VNĐ/ngày). Ngoài số lượng nhân công rất lớn để phân loại số lượng xoài trên là 2750 nhân công/năm thì sự ảnh hưởng về sức khỏe con người khi phân loại xoài là không tránh khỏi.

Quá trình khảo sát và tiếp cận một số hệ thống phân loại nông sản thì hệ thống phân loại xoài trên thị trường là chưa có tại Việt Nam. Khảo sát các hộ nông dân trồng trọt và cơ sở sản xuất xoài thành phẩm tại các địa phương đều cho thấy việc phân loại xoài là thủ công do người lao động dùng tay để phân loại. Vì vậy đạt năng suất thấp. Khảo sát một số loại hệ thống phân loại nông sản tự động hay bán tự động đang sử dụng hiện nay có thể nghiên cứu và chế tạo thành hệ thống phân loại xoài. Do yêu cầu của thị trường và người sử dụng, các hệ thống phân loại nông sản ngày càng có các kết cấu, điều kiện phân loại phức tạp hơn. Song song với quá trình phát triển các nghiên cứu này, các phương pháp điều khiển phân loại cũng cần được nghiên cứu nhằm nâng cao khả năng ứng dụng của hệ thống.

Với các phân tích trên, *việc nghiên cứu hệ thống phân loại nông sản (tập trung nghiên cứu phân loại xoài) hiệu suất cao dựa trên công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI* một cách hiệu quả phù hợp với tình hình phát triển của các loại máy nông nghiệp hiện nay, góp phần thúc đẩy phát triển ngành cơ khí nông nghiệp trong nước.

Đề tài nghiên cứu phát triển hệ thống phân loại nông sản nhằm kiểm soát và đánh giá chất lượng quả xoài (theo tiêu chuẩn Global GAP) trước khi đưa vào đóng gói và xuất khẩu ra thị trường: rau quả được thu hoạch đúng độ chín, kích thước, hình dạng, loại bỏ các quả bị héo, bị sâu, dị dạng. Cụ thể hơn là “*ứng dụng công nghệ xử*

lý ảnh kết hợp AI để nhận dạng mẫu và đánh giá chất lượng của quả xoài” nhằm tăng cường tự động hóa trong quá trình sản xuất nông nghiệp ở nước ta.

Xoài là nông sản rất nhạy cảm và có thể dễ dàng xuất hiện các điểm màu nâu sau khi bị dập cơ trong quá trình xử lý sau thu hoạch, vận chuyển và tiếp thị. Việc kiểm tra nhân của loại trái này được sử dụng ngày nay không thể phát hiện các tổn thương ở giai đoạn sớm của độ chín và cho đến nay không có công cụ tự động nào có khả năng phát hiện. Việc áp dụng các hình ảnh quang học đến việc kiểm tra chất lượng sau thu hoạch xoài gần đây mới nghiên cứu và đang được tiến hành để tìm ra một phương pháp ước lượng thuộc tính bên trong hoặc phát hiện hư hỏng bên ngoài.

Nghiên cứu các kỹ thuật xử lý ảnh; thu thập, xây dựng cơ sở dữ liệu ảnh một số loại quả xoài ở Việt Nam; nghiên cứu các cách tiếp cận và kỹ thuật đánh giá chất lượng quả xoài, kiểm tra bề mặt quả xoài có bị sâu, bị héo, bị xộp, quả xoài có bị biến dạng, độ chín trên quả xoài; ứng dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI trong bài toán phân loại quả xoài đạt hay không đạt chất lượng.

1.3. Mục tiêu nghiên cứu

1.3.1. Mục tiêu tổng quát

Nghiên cứu, xây dựng và thiết lập hệ thống điều khiển phân loại xoài hiệu suất cao sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI.

1.3.2. Mục tiêu cụ thể

Nghiên cứu các kỹ thuật xử lý ảnh; thu thập, xây dựng cơ sở dữ liệu ảnh một số loại quả xoài ở Việt Nam; Nghiên cứu các cách tiếp cận và kỹ thuật đánh giá chất lượng quả xoài; Ứng dụng AI trong bài toán phân loại quả xoài đạt hay không đạt chất lượng theo tiêu chuẩn Global GAP.

Nghiên cứu động học và điều khiển hệ thống phân loại sử dụng AI. Xây dựng qui trình phân loại xoài bằng phương pháp điều khiển hệ thống sử dụng xử lý ảnh kết hợp AI.

Phát triển hệ điều khiển hệ thống phân loại xoài dựa trên công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI với hiệu suất cao (sử dụng phương pháp phân loại hiệu suất cao và năng suất phân loại cao trên hệ thống phân loại xoài), gọn nhẹ, dễ sử dụng, dễ dàng phân loại xoài và có thể phân loại các loại nông sản khác tại Việt Nam. Ứng dụng kết quả nghiên cứu vào quá trình sản xuất nông sản thực phẩm ở các giai đoạn phân loại hoặc đóng gói thành phẩm.

1.4. Phương pháp nghiên cứu

Nghiên cứu tổng quan, cơ sở lý thuyết trong và ngoài nước cũng như tìm hiểu các hệ thống phân loại nông sản trong đó có phân loại xoài. Xây dựng phương pháp phân loại, sắp xếp các giai đoạn phân loại cho phù hợp dựa trên các khảo sát thực tế. Xây dựng thuật toán, phương pháp tính toán sao cho sai số là thấp nhất và hiệu quả là cao nhất. Đề xuất nghiên cứu này được thực hiện dựa trên sự kết hợp của các phương pháp nghiên cứu lý thuyết, mô phỏng và thực nghiệm.

1.4.1. Nghiên cứu lý thuyết

Tổng hợp và phân tích tài liệu (công trình nghiên cứu, bài báo, báo cáo chuyên ngành, hội nghị...) trong và ngoài nước có liên quan đến hướng nghiên cứu.

Các lý thuyết liên quan đến kỹ thuật cơ điện tử, điều khiển tự động, công nghệ xử lý ảnh và AI.

1.4.2. Nghiên cứu mô phỏng

Mô hình hóa hệ điều khiển hệ thống phân loại xoài;

Nghiên cứu ứng dụng các phần mềm chuyên dùng trong mô phỏng hệ điều khiển trong các điều kiện khác nhau;

Sử dụng các công cụ mô phỏng để xác định các thông số cơ cấu và tính toán mô hình hóa hệ thống;

Ứng dụng AI để nghiên cứu hệ điều khiển hệ thống phân loại xoài.

1.4.3. Nghiên cứu thực nghiệm

Xây dựng cơ sở dữ liệu ảnh thí nghiệm (thu thập ảnh quả xoài);

Tiến hành thí nghiệm đánh giá hệ điều khiển trên hệ thống thực/mô hình thực nghiệm/mô hình bán thực nghiệm trong các điều kiện khác nhau;

Phân tích xử lý số liệu thực nghiệm.

1.5. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

Đối tượng nông sản đề xuất nghiên cứu chính: xoài.

Phạm vi loại xoài nghiên cứu: xoài Cát Chu và xoài Cát Hoà Lộc, tại Đồng Tháp.

Phân loại xoài dựa trên đặc điểm về: màu sắc, hình dạng, khối lượng, thể tích và đặc biệt là chất lượng xoài.

1.6. Kế hoạch dự kiến thực hiện đề tài

1.6.1. Nội dung nghiên cứu

Chuyên đề 1 (Chuyên đề tổng quan): Nghiên cứu lý thuyết tổng quan về tình hình nghiên cứu phân loại nông sản bằng các công nghệ xử lý ảnh kết hợp điều khiển của máy tính, vi điều khiển. Xây dựng cơ sở lý thuyết, cơ sở phương pháp luận để xác định hệ thống, cấu trúc và kích thước động nhằm đạt mục tiêu tối ưu về kích thước của hệ thống làm việc để phù hợp với dây chuyền phân loại xoài. Khảo nghiệm đặc tính các yếu tố gây nên sự cản trở cho quá trình phân loại xoài. Thu thập dữ liệu về quá trình phân loại xoài, các chỉ tiêu quyết định chất lượng xoài, ảnh hưởng của năng suất phân loại đến quá trình di chuyển của xoài trong hệ thống phân loại. Quy hoạch kết quả khảo nghiệm về các bài toán cơ bản.

Chuyên đề 2 (Chuyên đề thực nghiệm): Nghiên cứu nguyên lý cơ cấu phân loại xoài theo kích thước, tỷ trọng. Cơ cấu định vị và di chuyển xoài đảm bảo việc đo khối lượng trái xoài chính xác, không làm hỏng xoài, đảm bảo tốc độ di chuyển liên tục và năng suất yêu cầu. Nghiên cứu động học - động lực học hệ thống phân loại dựa trên mô hình bài toán bảo đảm độ chính xác động lực học dưới tác động của cơ cấu, hệ lực làm việc, mô phỏng kết quả tính toán bằng các phần mềm hỗ trợ tính toán và mô phỏng động lực học cơ hệ làm cơ sở để nghiên cứu, chế tạo và tích hợp phần kết cấu cơ điện tử của toàn hệ thống.

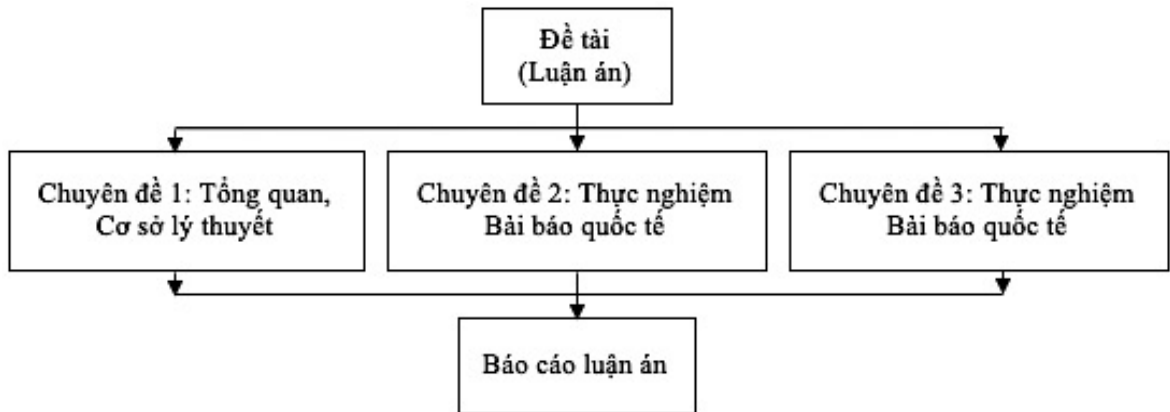
Chuyên đề 3 (Chuyên đề thực nghiệm): Ứng dụng AI giải quyết bài toán động lực học và điều khiển hệ thống phân loại dựa trên nguyên lý Delta Platform, các thuật toán Otsu, K-Means và k-NN. Áp dụng phương pháp mô hình phân loại tối ưu nhất. Đồng thời, kết hợp điều khiển thông minh với xử lý ảnh, cho mục đích phân loại nguyên liệu đầu vào hoặc đầu ra trong quy trình phân loại xoài.

1.6.2. Kế hoạch thực hiện

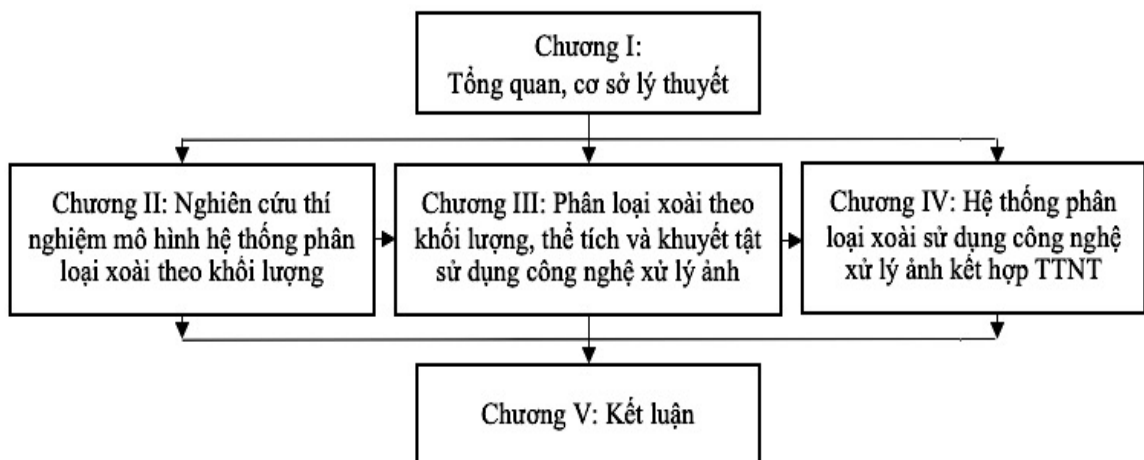
Đề tài dự kiến sẽ thực hiện theo kế hoạch (*Hình 1.31*).

1.6.3. Kết cấu định hướng đề tài

Mô tả định hướng đề tài (*Hình 1.32*).



Hình 1.31. Sơ đồ tổng thể thực hiện đề tài luận án



Hình 1.32. Sơ đồ kết cấu định hướng đề tài

Chương I: Tổng quan và cơ sở lý thuyết (Chuyên đề 1). Chương này tìm hiểu, khảo sát, phân tích và đánh giá các cơ sở lý thuyết, các tài liệu, các nghiên cứu trong và ngoài nước có liên quan nhằm xác định cách thức, phương pháp, ứng dụng để xây dựng hệ thống phân loại xoài được phát triển ở chương II, III và IV. Nội dung chương này là nghiên cứu mô hình và thực nghiệm hệ thống phân loại, được mô tả các cơ sở lý luận và mô hình hệ thống thí nghiệm tại ĐH SPKT TPHCM (hệ thống phân loại cơ khí được thực nghiệm tại Sở KH-CN Đồng Tháp và Công ty xuất khẩu xoài Kim Nhung, TP. Cao Lãnh). Từ cơ sở thực tiễn, vấn đề cần giải quyết bài toán tăng năng suất phân loại từ thủ công chưa hiệu quả và sản phẩm phân loại chưa đạt kết quả cao về chất lượng xoài. Từ đó, giải pháp giải quyết vấn đề này là nghiên cứu hệ thống phân loại xoài tự động đạt năng suất cao thay thế phân loại thủ công, kết hợp phương

pháp phân loại theo chất lượng xoài có hiệu suất phân loại cao. Tất cả sẽ được thực hiện trong chương II.

Chương II: Nghiên cứu mô hình thí nghiệm hệ thống phân loại xoài theo khối lượng (Chuyên đề 2). Chương này dựa vào cơ sở lý thuyết ở chương I để nghiên cứu và mô hình hệ thống phân loại xoài theo khối lượng nhằm xác định và so sánh giữa khối lượng trái xoài thực tế và khối lượng trái xoài cân trên băng tải (chưa ứng dụng công nghệ xử lý ảnh lên hệ thống). Tìm ra sai số để khắc phục và lựa chọn kết quả cho khối lượng trái xoài phù hợp để tiến hành ứng dụng xử lý ảnh lên hệ thống phân loại xoài trong chương III.

Chương III: Phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và khuyết tật sử dụng công nghệ xử lý ảnh (Chuyên đề 2). Chương này ứng dụng công nghệ xử lý ảnh lên hệ thống phân loại xoài đã mô hình hệ thống và hoạt động ở chương II, áp dụng và lựa chọn phương pháp phân loại tối ưu để xác định khối lượng (kết quả khối lượng ở chương II được điều chỉnh lại trên hệ thống này), thể tích và khuyết tật trái (chất lượng bên ngoài). Là bước đầu cho ứng dụng AI lên hệ thống để xác định phương pháp mô hình dự đoán màu sắc khuyết tật xoài chính xác nhất (vì chương này phương pháp xử lý ảnh còn sai số, chưa tối ưu), đồng thời dự đoán độ Brix của xoài trong chương IV.

Chương IV: Hệ thống phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp trí thông minh nhân tạo (Chuyên đề 3). Mục đích là ứng dụng AI lên hệ thống phân loại xoài ở chương III để xác định phương pháp mô hình dự đoán màu sắc khuyết tật xoài chính xác nhất (phương pháp phân loại ở chương III còn hạn chế) và dự đoán độ Brix xoài (chất lượng bên trong) nhằm hoàn thiện và ứng dụng hệ thống phân loại xoài hiệu suất cao (kể cả năng suất) sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI.

Chương V: Kết luận (Chuyên đề 3). Chương này thảo luận các vấn đề trong nghiên cứu và ứng dụng của đề tài, những thuận lợi và khó khăn cũng như đưa ra giải pháp, phương án xử lý. Các vấn đề cần nghiên cứu, giải quyết và phát triển. Cuối cùng nhận định và rút ra các kết quả đạt được từ các chương cũng như đưa ra hướng phát triển đề tài.

1.7. Dự kiến và ứng dụng kết quả nghiên cứu

1.7.1. Dự kiến kết quả nghiên cứu

Góp phần nghiên cứu cơ sở phương pháp luận để xác định cấu trúc và kích thước ở trạng thái động của hệ thống phân loại xoài nhằm đạt mục tiêu tối ưu về kích

thước của hệ thống làm việc để phù hợp với nhiệm vụ phân loại hoặc đóng gói trong dây chuyền sản xuất thực phẩm.

Xác định bài toán động lực học thuận và nghịch cơ hệ máy dựa trên mô hình bài toán bảo đảm độ chính xác động lực học dưới tác động của hệ làm việc, kết quả mô phỏng bài toán động học bằng các phần mềm hỗ trợ tính toán và mô phỏng động lực học cơ hệ.

Phát triển bộ điều khiển cho hệ thống ứng dụng AI trong xử lý, phân loại xoài. Trong đó quan tâm đến các phương pháp mô hình phân loại dự đoán độ chính xác. Tính toán chính xác và xử lý thời gian thực cho mô hình bài toán động lực học thuận và ngược, nhận dạng chính xác các thông số của mô hình và kiến trúc điều khiển cho phép giảm thiểu ảnh hưởng của các yếu tố.

Ứng dụng bài toán trong công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI (xử lý ảnh, máy học, mạng thần kinh nhân tạo) nhằm xác định chính xác đối tượng để phân loại hoặc đóng gói trong dây chuyền phân loại xoài, từ đó tạo ra lệnh phù hợp lên bộ điều khiển hệ thống để điều khiển hệ thống làm việc chính xác và hiệu quả.

1.7.2. Ứng dụng kết quả

Các kết quả nghiên cứu đạt được sẽ được ứng dụng trong các nghiên cứu và phát triển hệ thống phân loại xoài tại Việt Nam và thế giới. Ngoài ra, hệ thống cũng sẽ phân loại được các loại nông sản khác (cà chua, khoai tây, cam, chanh...) nếu thay đổi một số cơ cấu và phương pháp điều khiển.

Hệ thống phân loại xoài đáp ứng nhu cầu phát triển trang thiết bị trong ngành cơ khí tự động hóa nông nghiệp. Ứng dụng công nghệ cao (4.0) từ nghiên cứu hệ thống vào việc phân loại xoài theo tiêu chuẩn Global GAP và các loại nông sản khác.

Đặc biệt, các phương pháp xây dựng mô hình phân loại, phương pháp điều khiển phân loại sẽ được sử dụng nhằm ứng dụng và phát triển những hệ thống phân loại nông sản khác có tính chất và kích thước phức tạp, yêu cầu độ chính xác cao.

CHƯƠNG II: NGHIÊN CỨU MÔ HÌNH THÍ NGHIỆM HỆ THỐNG PHÂN LOẠI XOÀI THEO KHỐI LƯỢNG

Trong chương I đã tổng hợp, phân tích, đánh giá tổng quan và cơ sở lý thuyết các vấn đề nghiên cứu, các tài liệu để tìm ra thuận lợi và hạn chế, ưu và nhược điểm của các phương pháp thực hiện lên hệ thống phân loại nông sản, đặc biệt là với xoài. Chương II này (*Hình 1.32*) sẽ đi vào nghiên cứu mô hình hệ thống phân loại xoài theo khối lượng, bước đầu cho việc hình thành hệ thống phân loại xoài tự động ứng dụng các phần tiếp theo là xử lý ảnh và AI (đề cập ở chương III và IV). Mô hình thí nghiệm phân loại xoài này bao gồm nguyên lý hoạt động cho hệ thống, các cơ cấu băng tải, cơ cấu điều khiển, cơ cấu chấp hành, cơ cấu phân loại... nhằm thực hiện phân loại xoài theo khối lượng để so sánh và xác định giữa khối lượng xoài thực tế và khối lượng xoài cân trên băng tải. Từ đó, hệ thống phân loại xoài tự động được hoàn thiện với sai số khối lượng trái trong phạm vi cho phép (*Bảng 1.3*).

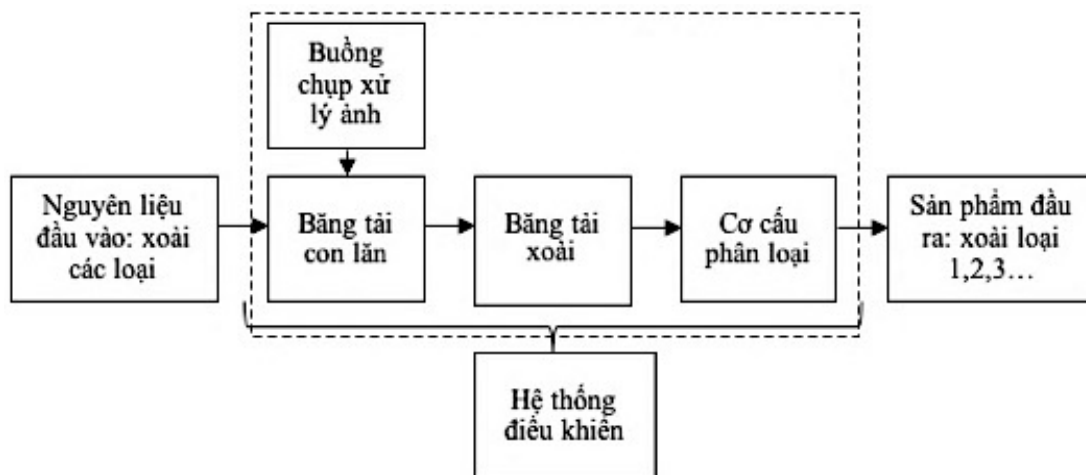
2.1. Khái quát về mô hình hệ thống phân loại xoài theo khối lượng

2.2. Nguyên lý hoạt động

Mô tả việc định vị xoài trên băng tải: trái xoài ban đầu được đưa vào băng tải con lăn di chuyển vào buồng chụp, khi con lăn quay tròn (các con lăn nối tiếp nhau và đồng thời quay cùng lúc), trái xoài được lăn qua các mặt 360° trên cơ cấu lăn liên tiếp nhau, do đó các mặt của trái xoài sẽ được chụp bởi camera được thiết lập sao cho quay video các mặt của trái xoài. Dùng 1 camera (trong buồng chụp xử lý ảnh và được đề xuất trong chương III (*Hình 3.6-3.8*) vì chương này chưa sử dụng đến xử lý ảnh), được bố trí để chụp từ trên xuống khi xoài quay theo băng tải con lăn, sau đó chiết xuất hình ảnh và đưa về hệ thống xử lý để phân loại.

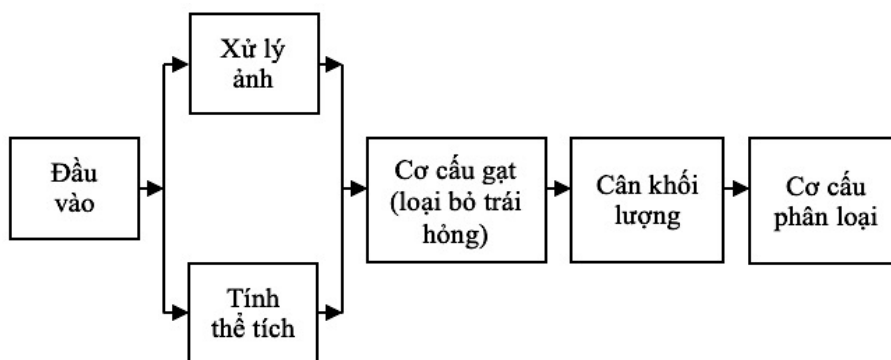
Nguyên lý hoạt động: Trái xoài được băng tải đưa qua xử lý ảnh. Trong buồng chụp có gắn 1 camera làm nhiệm vụ xử lý ảnh màu để tìm ra các khuyết tật trên bề mặt trái xoài như đốm màu đen, thâm, bầm dập, đồng thời là các khuyết tật hình dạng như bị eo, hư hỏng... đồng thời camera cũng sẽ tiến hành quét cả trái xoài (chiều dài, chiều

ngang, chiều cao) để tính thể tích của trái xoài. Sau đó trái xoài đạt yêu cầu về hình dạng màu sắc sẽ được đưa tới phần băng tải thứ 2 để tiến hành tính toán khối lượng. Tại đây phía bên dưới băng tải có gắn 1 Loadcell (Cảm biến lực) loại 2kg. Khi trái xoài đến đây Loadcell sẽ tiến hành cân, trả về khối lượng thực của trái xoài. Cuối cùng sau khi có được số liệu về khối lượng và thể tích căn cứ vào tiêu chuẩn phân loại xoài để cơ cấu phân loại tiến hành phân loại xoài thành 3 loại khác nhau theo yêu cầu (Hình 2.1).



Hình 2.1. Sơ đồ tổng quát mô hình hệ thống phân loại xoài

Cấu tạo của mô hình hệ thống phân loại xoài theo khối lượng gồm các phần được kết hợp, gắn trên cùng 1 khung cố định và bố trí theo thứ tự từng phần (Hình 2.2).



Hình 2.2. Sơ đồ nguyên lý hoạt động hệ thống phân loại xoài theo khối lượng

Hoạt động: băng tải có buồng chụp để xử lý ảnh màu, tìm ra màu sắc, khuyết tật hình dạng và tính thể tích trái xoài;

Cơ cấu gạt loại bỏ những trái không đạt yêu cầu về hình dạng;

Băng tải có chứa Cảm biến lực (Loadcell) để tính khối lượng của từng trái xoài;

Băng tải có cơ cấu phân loại dùng để phân loại xoài ra thành các loại.

Đây là phần băng tải bao gồm có cả bộ phận xử lý ảnh và cơ cấu gạt bỏ trái không đạt tiêu chuẩn. Chiều dài băng tải trong (2.2).

$$l_{\text{băng tải 1}} = l_{\text{băng tải xử lý ảnh}} + l_{\text{băng tải chứa cơ cấu gạt}} \quad (2.2)$$

Với phần băng tải chứa cơ cấu gạt thì chiều dài tối đa của trái xoài là: 150 mm, khoảng cách an toàn với 2 đầu trái xoài là 90 mm.

Phần băng tải chứa cơ cấu xử lý ảnh, hộp chứa có kích thước: dài x rộng x cao.

2.5. Cơ cấu gạt loại bỏ trái hỏng

Nguyên lý hoạt động: xoài sau khi đi qua khu vực xử lý ảnh đến bộ phận gạt, tại đây được gắn sẵn 1 cảm biến hồng ngoại để phát hiện vật. Sau khi nhận được tín hiệu xử lý điều khiển từ PLC trả về kích hoạt cảm biến, cảm biến phát hiện trái xoài sẽ trả tín hiệu ngược về PLC để PLC điều khiển cơ cấu gạt (xy lanh gạt) sẽ tiến hành gạt bỏ những trái không đạt tiêu chuẩn ra khỏi băng tải (vào máng trượt) vào thùng đựng được bố trí phía trước xy lanh (Hình 2.3).

Dựa theo khối lượng trung bình của cát Chu và cát Hòa Lộc và trong quá trình thực nghiệm thì khối lượng lớn nhất mà trái xoài có thể đạt đến:

$$m_{\text{max}} = 750 \text{ g}$$

$$\text{Nên: } P_{\text{xoài}} = m \cdot g = 0,75 \cdot 10 = 7,5 \text{ N}$$

$$\text{Chọn } g = 10 \text{ m/s}^2$$

Để cần gạt có thể đẩy được trái xoài ra khỏi băng tải thì:

$$F_{\text{đẩy}} > P_{\text{xoài}} + F_{\text{ma sát}} \cdot \tan \beta$$

Bỏ qua ma sát giữa trái xoài với băng tải vì lực ma sát không đáng kể nên:

$$F_{\text{đẩy}} > P_{\text{xoài}} \leftrightarrow F_{\text{đẩy}} > 7,5 \text{ N}$$

Áp suất khí nén của các máy nén khí thông dụng:

$$p = 6 \text{ bar} = 6,1183 \text{ kgf/cm}^2$$

Tải trọng đáp ứng của trái xoài là: $F = 7,5 \text{ N} = 0,75 \text{ kg}$

Đường kính xi lanh:

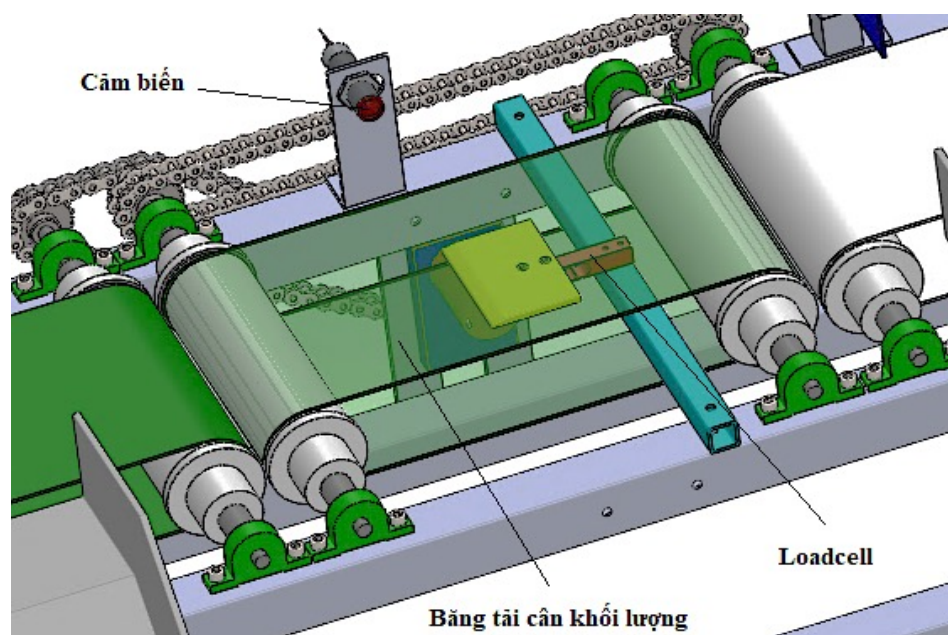
$$d_{\text{xi lanh}} = \sqrt{\frac{F \cdot 4}{p \cdot \pi}} = \sqrt{\frac{0,75 \cdot 4}{6,1183 \cdot \pi}} = 0,41 \text{ cm}$$

Chọn đường kính xi lanh là $d_{\text{xi lanh}} = 5 \text{ mm}$

Chiều dài hành trình xy lanh lớn hơn chiều rộng băng tải để đảm bảo xy lanh đẩy được hoàn toàn trái xoài ra khỏi băng tải.

Do sử dụng xy-lanh nên thực nghiệm cần căn chỉnh lại lượng khí cung cấp để tạo ra lực đủ lớn để đẩy xoài nhưng không gây ra hư hỏng bề mặt cho trái xoài. Đồng thời tốc độ đi ra của xy lanh không được vượt quá tốc độ băng tải tránh trường hợp xoài bị hất văng ra khỏi băng tải. Vậy cần dùng 1 xi lanh ở cơ cấu này.

2.6. Cơ cấu băng tải tính khối lượng xoài



Hình 2.4. Mô hình hoạt động băng tải tính khối lượng

Nguyên lý hoạt động: Xoài đạt chuẩn về hình dạng màu sắc sẽ theo băng tải đi qua khu vực xử lý. Tại đây ở dưới băng tải được gắn 1 Loadcell làm nhiệm vụ cân khối lượng của trái xoài (kết nối trực tiếp với PLC). Sau đó kết quả được trả về PLC xử lý tiếp theo (Hình 2.4). Khối lượng thực tế của trái xoài trong (2.3).

$$m = m_1 + m_2 \quad (2.3)$$

Trong đó: m_1 là phần khối lượng mà bị mất do lực đàn hồi (băng hợp lực căng băng tải tại thời điểm đang xét); m_2 : phần khối lượng mà Loadcell đọc được.

Vì độ chuyển vị của đầu cân Loadcell rất nhỏ với khối lượng trung bình trái xoài từ 350-700g nên bỏ qua và coi như toàn bộ khối lượng m_2 tác dụng lên Loadcell khi m_1 đã làm cho cho trái xoài đè băng tải xuống 1 đoạn a chạm vào Loadcell.

Giả sử băng tải giãn đều với lực đàn hồi: $F_{dh} = K \cdot \Delta l$

Với K (N/mm) là hệ số đàn hồi: $K = \frac{ES}{l_0}$

Với P (w) công suất trục B; $P = \frac{P_{đc}}{\eta_x \eta_{ol}}$;

Chọn: $\eta_x = 0.97$; $\eta_x = 0.99$

Vì băng tải giãn đều nên xét tại điểm C cách A 1 đoạn x thì lực đàn hồi là: $F_{đh1}, F_{đh2}$:

$$F_{đh1} = F_{đh2}$$

Với: $F_{đh1} = T_{11} = K_1 \Delta l_1$;

$$F_{đh2} = T_{12} = K_2 \Delta l_2$$

$$K_1 = K \cdot \frac{l_0}{l_{01}}; K_2 = K \cdot \frac{l_0}{l_{02}}$$

$$\Delta l_1 = x - l_{01}; \Delta l_2 = l - x - l_{02}$$

$$l_{01} + l_{02} = l_0 = l - \Delta l = l - \frac{F_k}{K}$$

Nên:
$$\begin{cases} K_1 \Delta l_1 - K_2 \Delta l_2 = 0 \\ l_{01} + l_{02} = l_0 \end{cases}$$

$$\begin{cases} (l - x)l_{01} - xl_{02} = 0 \\ l_{01} + l_{02} = l_0 \end{cases}$$

$$l_{01} = \frac{xl_0}{l}; l_{02} = \frac{(l-x)l_0}{l}$$

$$K_1 = K \cdot \frac{l}{x}; K_2 = K \cdot \frac{l}{l-x}$$

$$\Delta l_1 = x - \frac{x(l - \frac{F_k}{K})}{l} \text{ (mm)}; \Delta l_2 = l - x - \frac{(l-x)(l - \frac{F_k}{K})}{l} \text{ (mm)};$$

Khi đã có tải trọng (trái xoài):

Giả sử đặt Loadcell cách băng tải 1 đoạn a (mm)

Khi đó vị trí C thành D làm băng tải căng T_1', T_2' và giãn ra $\Delta l_1', \Delta l_2'$;

Với: $T_1' = K_1 \Delta l_1'$; $T_2' = K_2 \Delta l_2'$

α là góc hợp bởi T_1' và T_2'

Xét cân bằng tại điểm D: $\vec{P}_{11} = \vec{T}_{11}' + \vec{T}_{12}'$

Theo định lý cosin: $P_{11}^2 = T_{11}'^2 + T_{12}'^2 + 2T_{11}'T_{12}' \cos(\alpha)$

Nên:

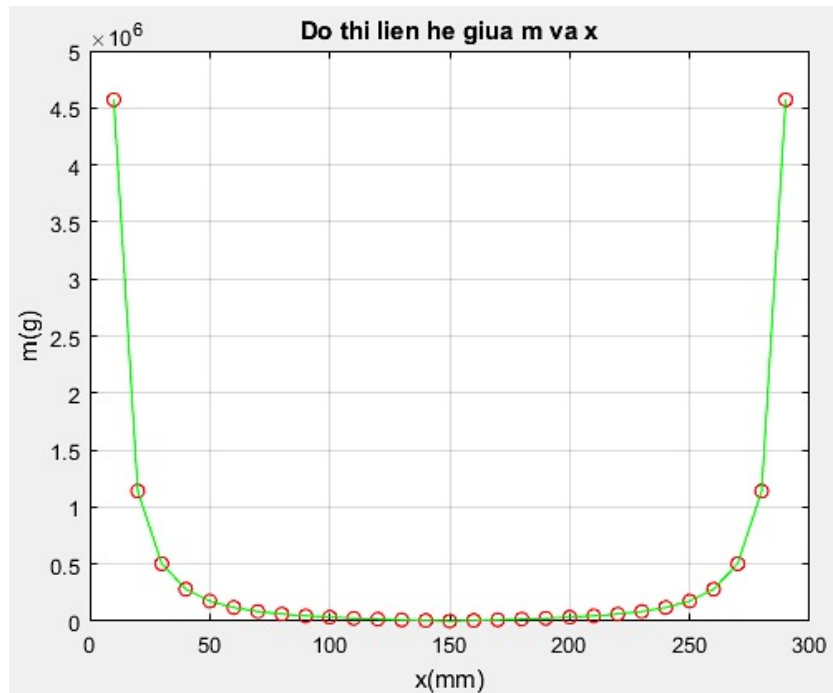
$$P_{11}^2 = K^2 \left[\left(\frac{l}{x} \left(\sqrt{x^2 + a^2} - \frac{x(l - \frac{F_k}{K})}{l} \right) \right)^2 + \left(\frac{l}{l-x} \left(\sqrt{(l-x)^2 + a^2} - \frac{(l-x)(l - \frac{F_k}{K})}{l} \right) \right)^2 + 2 \left(\frac{l}{x} \left(\sqrt{x^2 + a^2} - \frac{x(l - \frac{F_k}{K})}{l} \right) \right) \left(\frac{l}{l-x} \left(\sqrt{(l-x)^2 + a^2} - \frac{(l-x)(l - \frac{F_k}{K})}{l} \right) \right) \frac{x^2 + a^2 - xl}{\sqrt{x^2 + a^2} \cdot \sqrt{(l-x)^2 + a^2}} \right]$$

Với:
$$\cos(\alpha) = \frac{x^2 + a^2 - xl}{\sqrt{x^2 + a^2} \cdot \sqrt{(l-x)^2 + a^2}}$$

$$\Delta l_1' = AC - l_{01}; \quad \Delta l_2' = BC - l_{02};$$

Suy ra:
$$m_{11} = \frac{P_{11}}{g} \cdot 1000 \text{ (g)} \quad (2.4)$$

Với mọi l ; K ; F ; a cố định nên luôn có sự phụ thuộc của m vào x theo đồ thị (Hình 2.7).



Hình 2.7. Biểu đồ liên hệ giữa khối lượng xoài lên trục x

Kết quả: Dựa vào đồ thị Hình 2.7, khi trái xoài chạy từ đầu băng tải đến cuối băng tải thì khối lượng Loadcell đọc về sẽ thay đổi mà cảm biến không thể nào canh được trái xoài đến đúng 1 vị trí x (đặt Loadcell để cân) nên đề ra phương án giải quyết:

Đặt Loadcell cân ở vị trí $x = \frac{l}{2}$ giữa băng tải (nơi mà khối lượng Loadcell trả về là lớn nhất).

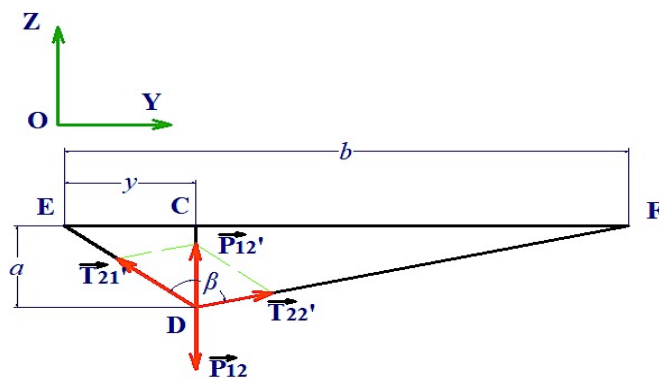
Sau đó lấy giá trị max mà Loadcell trả về của mảng đã được lưu với n giá trị khi có cảm biến (trái xoài đến vùng giá trị).

Vì nếu Loadcell chạm vào băng tải ($a < 0$) thì khi băng tải chạy sẽ tạo dao động khó kiểm soát được giá Loadcell đọc về (scale về 0 khi chưa có tải và trả về khối lượng m khi có tải bởi do Loadcell rất nhạy).

Cuối cùng, cách thức thực hiện việc cân động nâng cao độ chính xác. Vì hệ thống phân loại hoạt động liên tục khi bắt đầu khởi động, băng tải chứa xoài quay theo vận tốc

đã định nên khi cân xoài trên băng tải, tại nơi đặt Loadcell chỉ thực hiện cân xoài theo chuyển động vì nếu dừng băng tải lại để cân trước khi hoạt động tiếp sẽ xảy ra tình trạng đứt quãng dễ hư hỏng hệ thống cơ khí và lỗi chương trình điều khiển trên hệ thống, để nâng cao độ chính xác khi cân động nên tiến hành điều chỉnh phần cứng (cơ cấu đặt trái xoài trên băng tải được cải tiến lại cho phù hợp, thay đổi băng tải con lăn cân xoài thành băng tải chứa khay đựng từng trái) và hệ thống điều khiển.

Xét trong mặt phẳng Oyz: Giả sử hai đầu E và F được đỡ bằng hai miếng đỡ cách băng tải một đoạn bằng 0, khi đó xem hai đầu E, F cố định, lúc này sơ đồ phân bố lực trong (Hình 2.8).



Hình 2.8. Sơ đồ phân tích tính tải trọng trái xoài lên băng tải theo trục y

Khi chưa có tải trọng thì không có lực tác dụng tại C trong mặt phẳng này.

Khi có tải trọng, xét cân bằng tại D: $\vec{P}_{12} = \vec{T}_{21}' + \vec{T}_{22}'$

Theo định lý cosin: $P_{12}^2 = T_{21}'^2 + T_{22}'^2 + 2T_{21}'T_{22}'\cos(\beta)$

Tương tự như trường hợp trong mặt phẳng Oxz với $F=0$; y đóng vai trò như x; b đóng vai trò l; K' đóng vai trò K; β đóng vai trò α .

$$\text{Nên: } P_{12}^2 = K'^2 \cdot \left[\left(\frac{b}{y} (\sqrt{y^2 + a^2} - y) \right)^2 + \left(\frac{b}{b-y} (\sqrt{(b-y)^2 + a^2} - (b-y)) \right)^2 + 2 \cdot \left(\frac{b}{y} (\sqrt{y^2 + a^2} - y) \right) \cdot \left(\frac{b}{b-y} (\sqrt{(b-y)^2 + a^2} - (b-y)) \right) \cdot \frac{y^2 + a^2 - yb}{\sqrt{y^2 + a^2} \cdot \sqrt{(b-y)^2 + a^2}} \right]$$

$$\text{Với: } \cos(\beta) = \frac{y^2 + a^2 - yb}{\sqrt{y^2 + a^2} \cdot \sqrt{(b-y)^2 + a^2}}$$

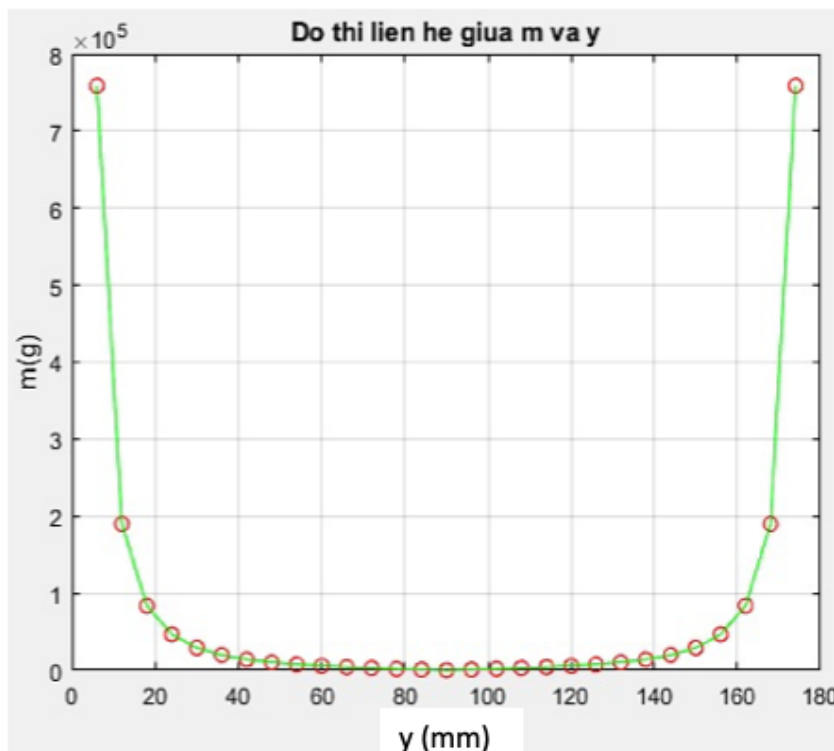
$$\text{Suy ra: } m_{12} = \frac{P_{12}}{g} \cdot 1000 \text{ (g)} \quad (2.5)$$

Tương tự cũng có sự phụ thuộc của m vào y theo đồ thị trong (Hình 2.9).

Kết quả: Dựa vào đồ thị trên, với cùng một trái xoài nhưng khi đặt ở vị trí giữa thì giá trị trả về Loadcell sẽ khác mà lại không thể canh chính xác trái xoài ở vị trí chính

giữa băng tải được. Giải pháp khắc phục tương tự như phần xét trong mặt phẳng Oxz (cải tiến chỗ băng tải đặt xoài cân từ con lăn thành khay chứa 1 trái). Mặc khác thực tế thì trái xoài không tiếp xúc với băng tải chỉ tại điểm tiếp tuyến mà là tiếp xúc theo một vùng diện tích mà vùng diện tích tiếp xúc càng lớn thì phần khối lượng của trái xoài băng tải chịu sẽ lớn. Hay nói cách khác với (2.4), (2.5) thì phần $m_1 = m_{11} + m_{12}$ sẽ bị thay đổi bởi vị trí (sai lệch so với vị trí giữa) và phần diện tích tiếp xúc của trái xoài và băng tải (đã được chứng minh bằng cách dung 1 trái xoài thả vào vị trí giữa $y = \frac{b}{2}$ thì sau mỗi lần cân giá trị sai lệch vài gram).

Để khắc phục điều này nên đề ra giải pháp: Dùng 100 trái xoài cân ngoài băng tải để lấy giá trị khối lượng thực tế m_{tt} của từng trái (xoài được đánh dấu, gồm 3 loại xoài từ 300-500 gram, chạy 10 vòng băng tải, mỗi vòng 10 trái để xác định sự ổn định hệ thống và lấy giá trị trung bình của từng trái), vì chỉ thí nghiệm để so sánh khối lượng xoài khi cân thực tế và khi cho xoài chạy có vận tốc trên băng tải nên không cần phải lấy số lượng nhiều [9].



Hình 2.9. Biểu đồ liên hệ giữa khối lượng xoài lên trục y

Sau đó dùng từng trái thả vào giữa băng tải ($y = \frac{b}{2}$) cân 10 lần sau đó lấy được giá trị trung bình của từng trái.

Tiếp theo vẽ đồ thị để xem sự phụ thuộc lẫn nhau của chúng, đồng thời tuyệt tính hóa chúng về hàm bậc n để canh về giá trị thực tế dựa vào khối lượng Loadcell đọc về. Trong quá trình thực nghiệm để điều khiển băng tải quay sử dụng động cơ với tốc độ quay tối đa $n_{max} = 50 \text{ vòng/phút } (v/p)$, điều khiển động cơ quay theo tốc độ định sẵn.

Trong quá trình thực nghiệm thì tốc độ quay của băng tải là:

$v = 10,7 \text{ v/p}$ khi max tín hiệu xung là 255. Nhưng thực tế khi cho thực nghiệm các tốc độ khác nhau của băng tải:

Với tín hiệu vào là 150 thì $v = 6,31 \text{ v/p}$

Với tín hiệu vào là 100 thì $v = 4,21 \text{ v/p}$

Tín hiệu 255 $\rightarrow v_{dc} = 50 \text{ v/p} \rightarrow v_{bt} = \frac{50 \cdot \pi \cdot 56}{820} = 10,73 \text{ v/p}$

Tín hiệu 150 $\rightarrow v_{dc} = 30 \text{ v/p} \rightarrow v_{bt} = \frac{3 \cdot \pi \cdot 56}{820} = 6,31 \text{ v/p}$

Tín hiệu 100 $\rightarrow v_{dc} = 20 \text{ v/p} \rightarrow v_{bt} = \frac{20 \cdot \pi \cdot 56}{820} = 4,21 \text{ v/p}$

Với tốc độ $v = 4,21 \text{ v/p}$ thì băng tải hoạt động ổn định cho ra kết quả đo ít sai số nhất so với khối lượng và thể tích thực tế của trái xoài.

Khối lượng 100 trái xoài thực tế và khi cân với $v = 6,31 \text{ v/p}$ và $v = 4,21 \text{ v/p}$ (Bảng 2.1).

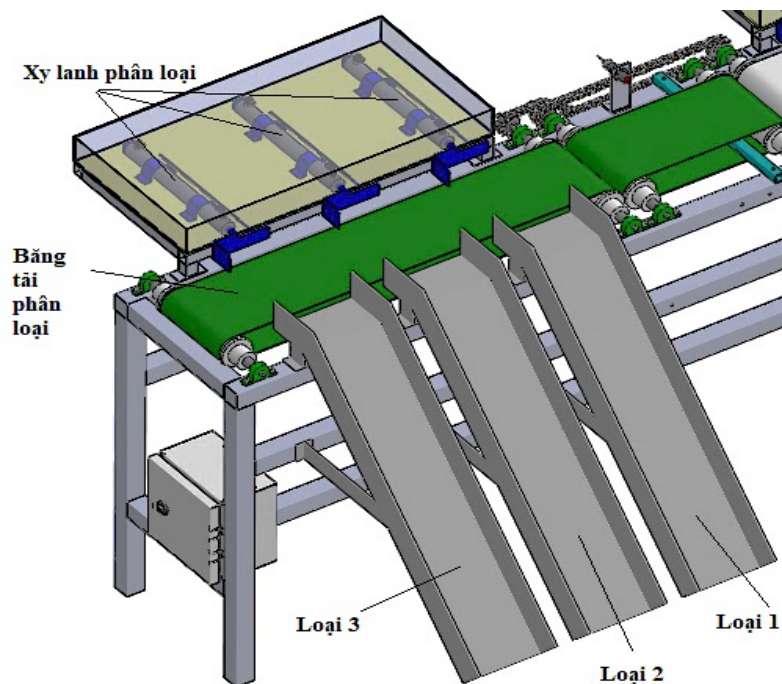
Do phía trong giữa băng tải được bố trí thêm 1 Loadcell để cân khối lượng trái xoài nên đường kính ru lô phải đủ lớn để đặt được Loadcell và bộ phận gá sao cho phù hợp với việc cân nên chọn: $d_{ru\ lô} = 60 \text{ mm}$ (thực nghiệm kiểm tra là phù hợp).

Bố trí Loadcell phía dưới băng tải: Hình 2.5.

2.7. Cơ cấu phân loại xoài theo khối lượng

Nguyên lý hoạt động: Sau khi nhận được kết quả trả về từ khối lượng và thể tích, PLC sẽ tiến hành điều khiển xy lanh bằng cách trả tín hiệu về thông qua bộ hẹn giờ Timer để gạt xoài theo từng loại khác nhau dựa vào tiêu chuẩn phân loại đối với xoài cát Chu và xoài cát Hòa Lộc (Hình 2.10). Dựa theo cách tính khối lượng trái xoài ở Mục 2.4: Căn cứ vào số loại xoài cần phân loại là 3 và chiều dài tối đa của trái xoài là 150 mm. Chia phần băng tải chứa cơ cấu gạt phân loại xoài ra làm 3 phần, mỗi phần sẽ có 1 xi lanh phân loại.

Vậy: Tổng số xi lanh cần sử dụng ở cơ cấu này là 3 xy lanh.



Hình 2.10. Mô hình hệ thống phân loại xoài theo cơ cấu xylanh

2.8. Kết quả xác định khối lượng xoài trên băng tải

Bảng 2.1. Khối lượng xoài thực tế và khi cân trên băng tải với $v = 6,31$ v/p và $v = 4,21$ v/p

STT	Khối lượng thực tế	Khối lượng khi $v = 6,31$ v/p	Khối lượng khi $v = 4,21$ v/p
1	307.938	257.5721	263.15
2	240.674	190.308	207.2061
3	246.416	179.152	212.784
4	302.36	256.9158	263.15
5	307.938	254.7831	268.728
6	302.36	240.0178	268.728
7	291.204	240.3459	251.994
...
98	296.782	245.9239	251.994
99	375.202	311.0551	330.4141
100	347.148	309.2505	302.36

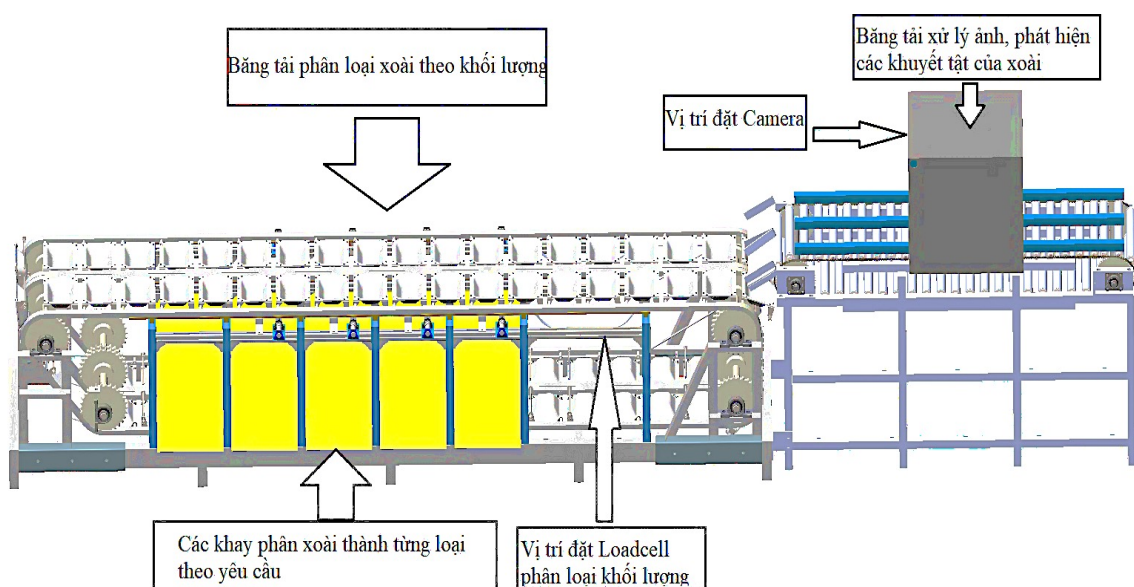
Từ kết quả trên *Bảng 2.1* (thí nghiệm 100 trái xoài được đánh dấu và mỗi trái cho chạy 10 lần (vòng), lấy giá trị trung bình mỗi trái), dữ liệu thử nghiệm dựa vào giá trị xử lý số liệu thực nghiệm thì được coi là đạt [9]), dễ dàng nhận thấy rằng khối lượng khi cân trên băng tải động sẽ luôn nhỏ hơn khối lượng gốc một giá trị nào đó. Và khi cân xoài trên

băng tải với vận tốc = 4,21 v/p sẽ gần với khối lượng xoài thực tế, chính xác hơn so với vận tốc $v = 6,31$ v/p. Tuy nhiên, sai số khối lượng vẫn còn khá cao, vấn đề này sẽ được giải quyết trong chương III, khi kết hợp hệ thống phân loại với công nghệ xử lý ảnh, sẽ điều chỉnh các thông số phụ thuộc giúp giảm sai số tối đa nhằm xác định khối lượng trái xoài chính xác, ít sai số so với khối lượng xoài thực tế.

2.9. Kết luận

Khi nghiên cứu tổng quan và cơ sở lý thuyết về các mô hình và hệ thống phân loại nông sản các nghiên cứu trong và ngoài nước. Tiến hành nghiên cứu và hoàn thành việc tính toán, ứng dụng thành công mô hình hệ thống phân loại xoài tự động theo khối lượng, bước đầu cho việc ứng dụng các phương pháp mô hình sử dụng công nghệ xử lý ảnh lên hệ thống phân loại xoài ở chương III (Hình 2.11).

Trong nghiên cứu có xác định khối lượng trái xoài khi cân thực tế và khối lượng xoài khi cho chạy trên băng tải, so sánh khối lượng giữa 2 kết quả, sai số xảy ra với khối lượng xoài cân trên băng tải sử dụng Loadcell thì luôn nhỏ hơn khối lượng xoài thực tế. Để khắc phục điều này, khi đến chương III đã thực hiện điều chỉnh lại sao cho khối lượng xoài cân trên băng tải cho sai số nhỏ nhất (sai số cho phép) so với khối lượng thực tế.



Hình 2.11. Mô hình hoạt động hệ thống phân loại xoài tự động

❖ *Mô hình thí nghiệm hệ thống phân loại xoài theo khối lượng đã được công bố 1 bài báo quốc tế có chỉ số Scopus (Phụ lục 1).*

CHƯƠNG III: PHÂN LOẠI XOÀI THEO KHỐI LƯỢNG, THỂ TÍCH VÀ KHUYẾT TẬT SỬ DỤNG CÔNG NGHỆ XỬ LÝ ẢNH

Trong chương II đã nghiên cứu và hoàn thành việc nghiên cứu tính toán thành công mô hình hệ thống phân loại xoài tự động theo khối lượng. Tại đây, so sánh và xác định được khối lượng trái xoài khi cân thực tế và khi chạy trên băng tải. Tuy nhiên đã xảy ra sai số không nhỏ giữa khối lượng trái xoài khi cân trên băng tải và thực tế. Để khắc phục điều này, khi đến chương III (*Hình 1.32*) đã thực hiện điều chỉnh lại sao cho khối lượng xoài cân trên băng tải cho sai số nhỏ nhất (sai số cho phép) so với khối lượng thực tế và ứng dụng xử lý ảnh lên hệ thống. Phương pháp thực hiện điều chỉnh hệ thống, điều khiển các thông số đầu vào trên phần mềm hệ thống máy chủ (trong đó có điều khiển xác định khối lượng xoài qua Loadcell), ứng dụng công nghệ xử lý ảnh để phân loại khuyết tật, tính thể tích trái, sau đó xác định khối lượng trái xoài phân loại đầu ra được chính xác từng loại 1, 2, và 3.

3.1. Khái quát về công nghệ xử lý ảnh

Trái xoài hiếm khi có hình cầu hoàn hảo, hầu hết các quả xoài đều dài ($D < L$). Một cách đơn giản để tính đến sự thay đổi trong hình dạng quả xoài là sử dụng tỷ lệ (R) giữa chiều dài và đường kính: $R = L/D$. Do đó, khối lượng xoài đã hiệu chỉnh sẽ có trong (3.1).

$$V_p = V_s + V_s(KR - 1); V_p = 1.1D^2L\pi/6 \quad (3.1)$$

Trong đó V_p là thể tích xoài đã hiệu chỉnh, V_s là tích xoài xoài ban đầu và K là hệ số hình dạng thay đổi theo loại quả. Sau khi phát triển và sắp xếp lại, phương trình sau thu được với D và L tính bằng cm và V_p tính bằng cm^3 .

Sự phát triển và ứng dụng của xử lý hình ảnh trong việc phát hiện khuyết tật bề mặt trái cây trong lĩnh vực nông nghiệp đang ngày một phát triển. Giám sát và phát hiện khuyết tật đang trở thành vấn đề quan trọng trong việc phân loại trái cây. Nhận biết bề mặt trái cây là chỉ số quan trọng trong việc nhận biết chất lượng. Trong chương này sẽ trình bày phương pháp tự động phát hiện khuyết tật trên bề mặt trái

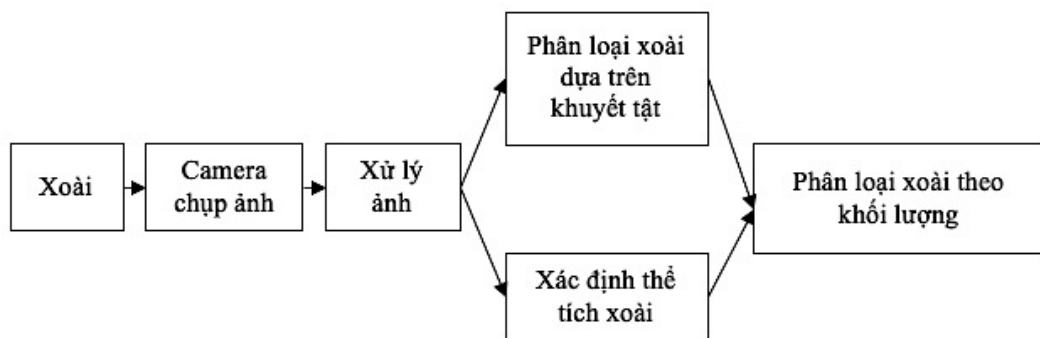
xoài dựa trên công nghệ xử lý ảnh. Phần mềm và thư viện sử dụng trong đề tài là Visual studio 2017, thư viện OpenCvSharp3.0, thư viện Aforge.Net.

Thư viện OpenCvSharp: OpenCV là một thư viện mã nguồn mở hàng đầu cho xử lý ảnh và máy học, và các tính năng tăng tốc GPU trong hoạt động thời gian thực. Thư viện này chứa hàng ngàn thuật toán tối ưu hoá, trong đó cung cấp một bộ công cụ phổ biến cho các ứng dụng về xử lý ảnh. OpenCV đang được sử dụng trong rất nhiều ứng dụng, từ khâu hình ảnh Street View của Google tới việc chạy các chương trình nghệ thuật tương tác, nhận diện khuôn mặt, hay Robot, xe hơi tự lái. OpenCvSharp là nền tảng được đóng gói từ OpenCv để sử dụng trên nền tảng lập trình Net Framework.

Thư viện Aforge.Net: Aforge.Net là một nền tảng C# được thiết kế cho nhà phát triển hoặc nghiên cứu trong lĩnh vực thị giác máy và AI - xử lý ảnh, mạng thần kinh nhân tạo, các thuật toán di truyền, logic mờ, máy học, robot. Nền tảng này là tập hợp các thư viện và các ứng dụng mẫu, chúng có các đặc tính:

Trong đề tài này áp dụng những ứng dụng của thư viện Aforge.Net để kết nối với camera, thu dữ liệu về từ camera.

Quy trình phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh:



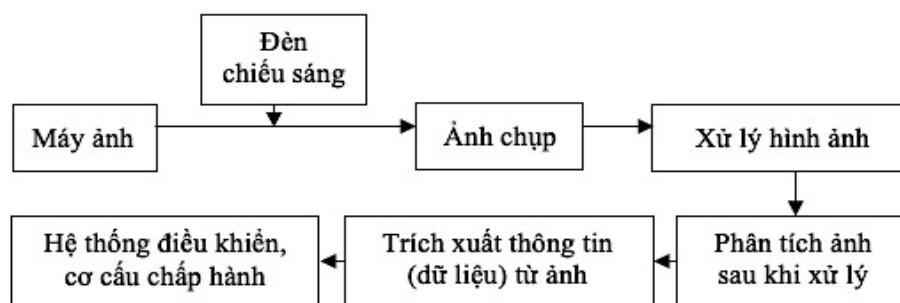
Hình 3.1. Sơ đồ quy trình phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh

Phương thức thực hiện (Hình 3.1): dữ liệu xoài nguyên liệu ban đầu (gắn nhãn) được đo thủ công bằng các phương pháp dùng thước kẹp đo chiều dài, rộng và cao (thể tích) và tính thể tích trái bằng phương pháp bình tràn, xác định khối lượng bằng cân đo. Đây là bộ dữ liệu mẫu ban đầu. Khi có bộ dữ liệu, đưa xoài lên hệ thống phân loại, tại buồng xử lý ảnh, camera sẽ quay video, chụp ảnh đưa về hệ thống xử lý ảnh

(trung tâm điều khiển) để xử lý ảnh (nhiều công đoạn sẽ được giới thiệu trong phần này). Tại đây, xoài sẽ được phân loại theo khuyết tật tìm thấy, đồng thời hệ thống xử lý ảnh sẽ xác định thể tích xoài bằng phương pháp thống kê. Sau đó, kết hợp với hệ thống xác định khối lượng xoài để phân loại xoài ra từng loại 1, 2 và 3.

3.2. Nguyên lý hoạt động hệ thống xử lý ảnh

Ngày nay, hệ thống thị giác máy có sự hiệu quả về tiết kiệm thời gian, giảm chi phí lao động, nhất quán, tốc độ cao và sự chính xác khi đánh giá chất lượng trái cây. Ảnh kỹ thuật số là chìa khóa quan trọng để lấy dữ liệu xử lý, việc trích xuất dữ liệu từ ảnh kỹ thuật số và hiểu được chúng sẽ giúp thực hiện được một số tác vụ quan trọng trong đề tài này.



Hình 3.2. Sơ đồ nguyên tắc xử lý ảnh trong thị giác máy

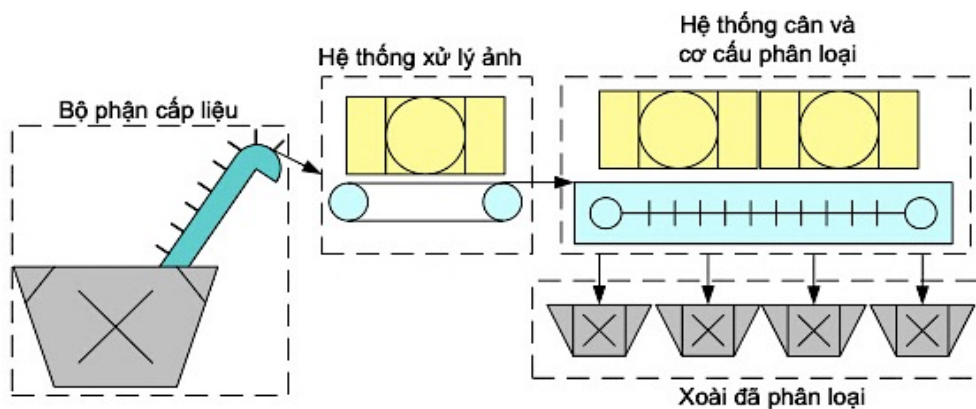
Màu sắc trong thị giác máy được sử dụng để ước tính độ Brix, mức độ khuyết tật, thời gian bảo quản và giá trị dinh dưỡng. Về thị giác máy sẽ có hai phần chính: chụp ảnh và xử lý ảnh. Đề tài này áp dụng cho trái cây đơn màu, hệ thống sẽ xác định cụ thể các thuộc tính của trái xoài như: kích thước trái (chiều dài, chiều rộng, chiều cao), kích thước phần khuyết tật (diện tích phần khuyết tật). Nguyên tắc xử lý ảnh trong thị giác máy được thể hiện trong *Hình 3.2*.

3.3. Hệ thống phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh

3.3.1. Cấu trúc hệ thống phân loại

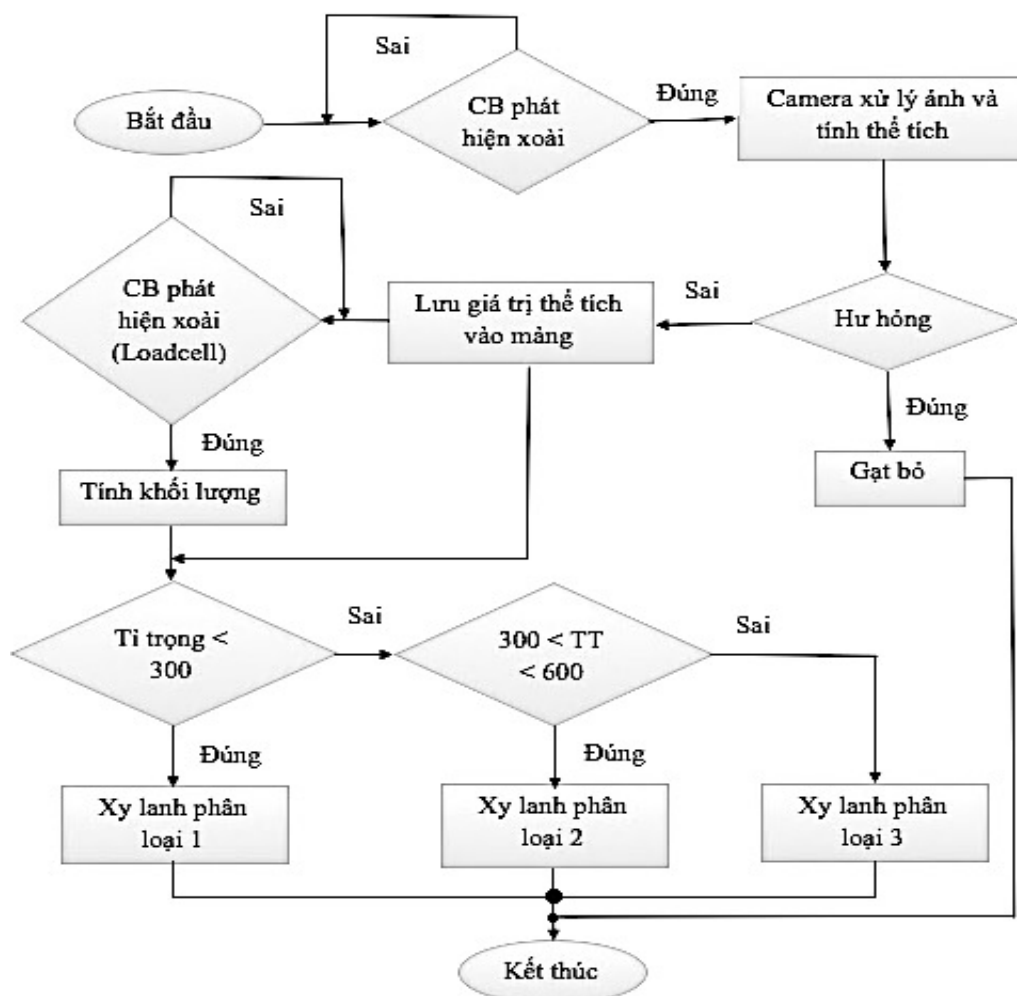
Với đặc tính các loại xoài phân loại được miêu tả trong lý thuyết chương I và phân loại xoài được phân tích trong chương II, một hệ thống bao gồm nhiều phần được kết hợp lại với nhau để thực hiện việc phân loại xoài. Mục tiêu là di chuyển xoài qua các hệ thống phân loại, đo và thu thập dữ liệu hình ảnh, cân và kết hợp các dữ liệu để phân loại. Với yêu cầu đặt ra là phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và khuyết tật. *Hình 3.3* là cấu trúc hệ thống phân loại xoài, hệ thống gồm có bộ phận cấp

liệu, hệ thống xử lý ảnh để đo kích thước xoài, cân khối lượng xoài và cơ cấu phân loại liên tục. Tốc độ của các bộ phận được tính toán đồng bộ đảm bảo hệ thống hoạt động liên tục và ổn định.



Hình 3.3. Cấu trúc hệ thống phân loại xoài

3.3.2. Giải thuật hệ thống phân loại xoài theo khuyết tật, thể tích và khối lượng

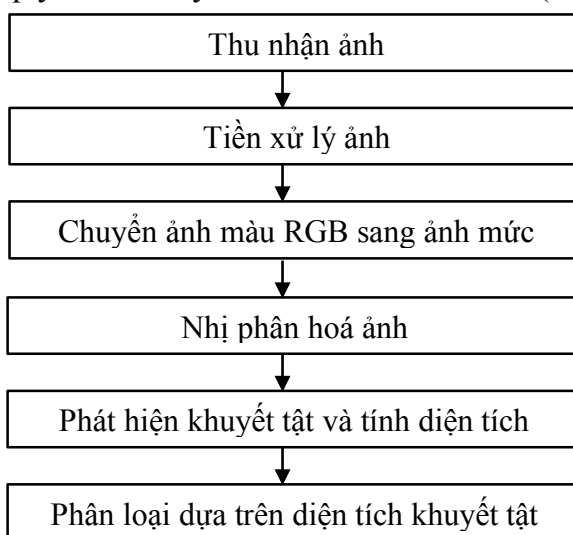


Hình 3.4. Lưu đồ giải thuật hệ thống phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và khuyết tật trái

Hệ thống xử lý ảnh có nhiệm vụ tiếp nhận xoài từ bộ phận cấp xoài, di chuyển và chụp hình toàn bộ bề mặt của trái xoài, sau đó tiến hành xử lý và phân loại ra từng loại 1,2 và 3 (Hình 3.4). Có nhiều phương án chụp ảnh toàn bề mặt của xoài như lăn, xoay hay sử dụng nhiều camera. Phương án được lựa chọn là sử dụng băng tải con lăn nhựa có khả năng vừa di chuyển vừa lăn trái xoài để camera chụp ảnh toàn bộ trái xoài một cách liên tục mà không cần dừng lại. Tại đây trái xoài được lăn 360⁰, quanh tâm của trái xoài, mục đích để tìm ra các khuyết tật hình dạng, khuyết tật có trên bề mặt trái xoài như: đốm nâu đen, thâm, bầm, héo và xác định thể tích trái xoài, chương trình máy tính có nhiệm vụ chụp ảnh các bề mặt của trái xoài, đồng thời xác định số thứ tự của từng trái.

3.3.3. Quy trình xử lý ảnh và tính toán số liệu

Các bước của quy trình xử lý ảnh được mô hình hoá (Hình 3.5).

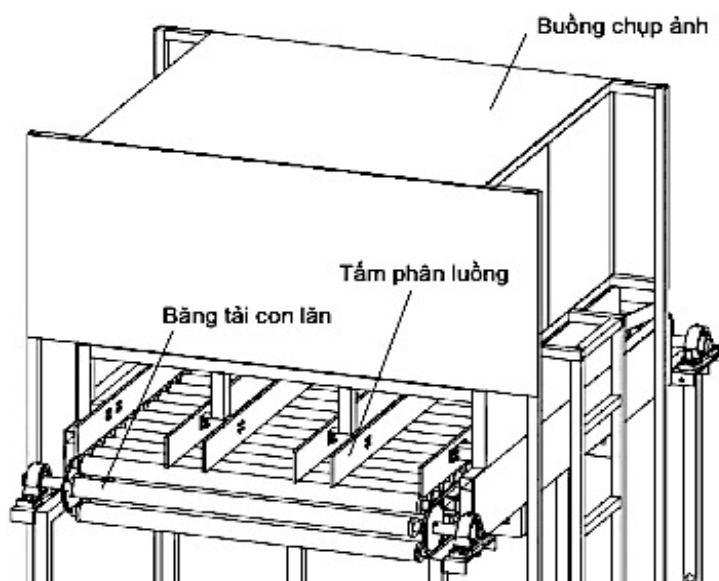


Hình 3.5. Lưu đồ giải thuật các bước quy trình xử lý ảnh

3.3.1.1. Thu nhận ảnh

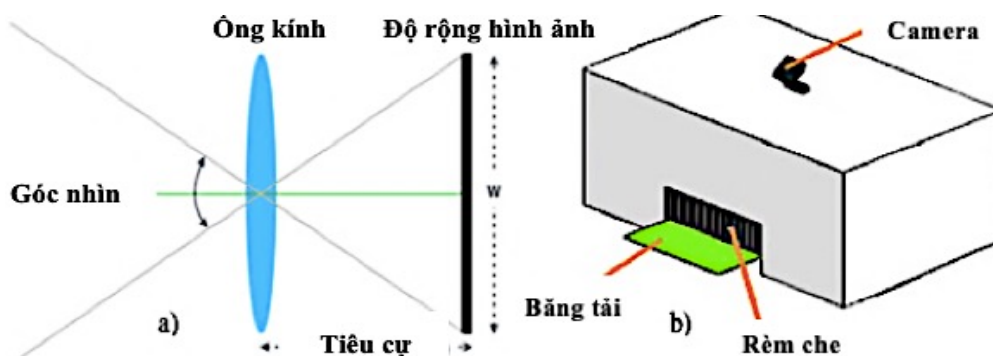
Một hệ thống chiếu sáng tốt nên được cung cấp đồng bộ về điều kiện chiếu sáng, không gian chụp, điều kiện bức xạ... để chống tạo ra bóng của vật mẫu và gây nhiễu màu. Chất lượng của ảnh thu được quyết định nhiều đến kết quả của việc nhận dạng, sau đó ảnh phải được lưu trữ theo một định dạng phù hợp với các bước xử lý sau này, ảnh tạo ra có dạng hai chiều. Camera đặt trong hệ thống xử lý ảnh (Hình 3.6) và đạt yêu cầu xử lý ảnh (Hình 3.7 a). Dựa vào thông số kỹ thuật của camera và qua thực

nghiệm cho thấy camera đáp ứng được yêu cầu. Qua thực nghiệm, đặt camera ở giữa buồng chụp cách băng tải con lăn 50 cm.



Hình 3.6. Hệ thống xử lý ảnh

Buồng chụp: Dùng 1 camera được bố trí để chụp từ trên xuống (Hình 3.7 b).



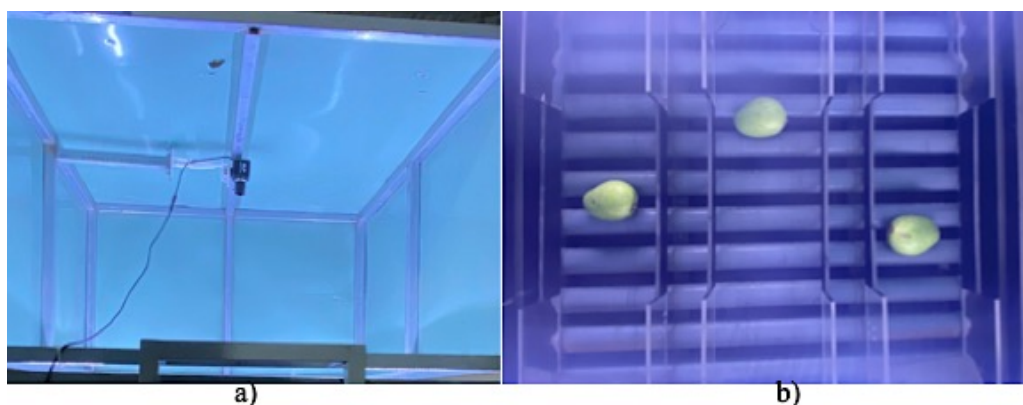
Hình 3.7. a) Cấu hình độ rộng nhận diện ảnh của camera;
b) Buồng chụp hình trên hệ thống phân loại

Mô tả cách bố trí camera: Camera được đặt ngay giữa buồng xử lý ảnh (trên đèn ánh sáng, buồng chụp đã lọc màu, khử nhiễu do ánh sáng), thẳng vuông góc với băng tải con lăn, khi xoay di chuyển qua buồng chụp nhờ cơ cấu lăn xoay sẽ lăn 360° , quanh tâm của quả xoài, mục đích để tìm ra các khuyết tật hình dạng, khuyết tật có trên bề mặt trái xoài như: đốm nâu đen, thâm, bầm, héo và xác định thể tích trái xoài, chương trình máy tính có nhiệm vụ chụp ảnh các bề mặt của quả xoài, đồng thời xác định số thứ tự của từng trái. Camera sẽ quay video tất cả các mặt của xoài (chiều dài, chiều rộng, chiều cao) từ đó trích xuất hình ảnh đến hệ thống xử lý (tốc độ chụp ảnh

đạt 30 khung hình/giây). Khi xử lý xong một trái thì trái tiếp theo sẽ được nhận diện và xử lý (vận tốc băng tải con lăn 4,21 vòng/phút, tốc độ xử lý 6 trái/giây). Trong buồng xử lý ảnh được bao kín để tránh nhiễu ánh sáng, tại cửa vào buồng chụp (xoài nguyên liệu đi qua) có che màn cao su dạng chổi, khi xoài vừa đến vị trí vách ngăn trong màn che buồng chụp, lập tức camera nhận dạng và chụp ảnh (Hình 3.7 b).

Đèn chiếu sáng: Việc sắp xếp nguồn sáng ảnh hưởng đáng kể đến hình ảnh thu được vậy nên điều kiện chiếu sáng được ưu tiên. Các mẫu được chiếu sáng bằng dàn đèn led bulb 5w, đặt dàn đèn led nằm phía dưới camera, xung quanh và ngang với băng tải con lăn trong buồng xử lý ảnh, có tấm nhám lót màu đen để chống hắt sáng, phản chiếu lại camera. Qua thực nghiệm cho thấy vị trí đặt đèn chiếu sáng như vậy sẽ không tạo bóng đen làm nhiễu ảnh và cường độ sáng không làm bề mặt trái xoài quá chói, thuận lợi cho việc nhận diện khuyết tật chính xác hơn (Hình 3.8 a).

Định vị trái xoài trên băng tải (trong buồng chụp): Qua quá trình thực nghiệm (tính toán này đã được cải tiến so với các thông số ban đầu trong chương II để phù hợp với mục tiêu yêu cầu đề ra), chiều dài xoài tối đa của xoài là 150 mm, bề rộng lớn nhất của xoài là 80 mm, để đáp ứng năng suất tối thiểu 3 tấn/giờ, khi tính toán chiều dài đoạn băng tải tối thiểu là 1850 mm. Khoảng cách giữa 2 ống lăn băng tải 90 mm nhằm đảm bảo các trái xoài không chạm trong quá trình truyền tải giúp camera dễ quét từng trái xoài (Hình 3.8 b).



Hình 3.8. Bố trí camera, ánh sáng và định vị trái xoài trên băng tải
a) Đèn chiếu sáng chống nhiễu; b) Định vị trái xoài trên băng tải

Hệ thống băng tải con lăn: Qua thực nghiệm, chiều dài xoài tối đa của xoài là 150 mm, bề rộng lớn nhất của xoài là 80 mm. Khoảng cách giữa 2 ống lăn băng tải

89 mm (đây là khoảng cách xác định 2 trái xoài liên tiếp nhau khi hệ thống hoạt động) nhằm đảm bảo các trái xoài không chạm trong quá trình truyền tải giúp camera dễ quét từng trái xoài. Các ống con lăn băng tải được sử dụng bằng nhựa PVC vì sẽ giúp xoài có thể lăn đều trong quá trình truyền tải, tránh va đập làm hư hỏng xoài và camera dễ dàng nhận dạng xoài.

Với khoảng cách 2 trục băng tải 1850 mm, được 20 khoảng chứa. Bề rộng băng tải 1050 mm, chia thành 3 luồng dẫn xoài. Mỗi hàng gôn nâng 3 trái xoài, trung bình khoảng 0.3kg/trái. Suy ra 1 vòng quay băng tải (9 gờ) nâng được 9 trái. Tổng số xoài tối đa trên băng tải là 60 trái nhằm đáp ứng năng suất yêu cầu.

Với các thông số đã được tính toán, mối quan hệ giữa vận tốc dài băng tải, tốc độ xử lý camera và tốc độ xử lý của hệ thống:

Vận tốc của băng tải trong (3.2):

$$v = \frac{z.t.n}{60000} = \frac{38.12.7.23}{60000} = 0,14m / s \quad (3.2)$$

Trong đó:

$z = 38$ (răng): Số răng đĩa chủ động

$t = p = 12,7$: bước xích

$n = 23$ (vòng/ phút): Số vòng quay bánh xích chủ động

Với tốc độ xử lý camera là 30 khung hình/giây, sẽ dễ dàng quét rõ các vết khuyết tật trên xoài.

Công suất làm việc của băng tải trong (3.3):

$$P_v = \frac{F.v}{1000} = \frac{1004,5.0,14}{1000} = 0,14(kW) \quad (3.3)$$

Trong đó:

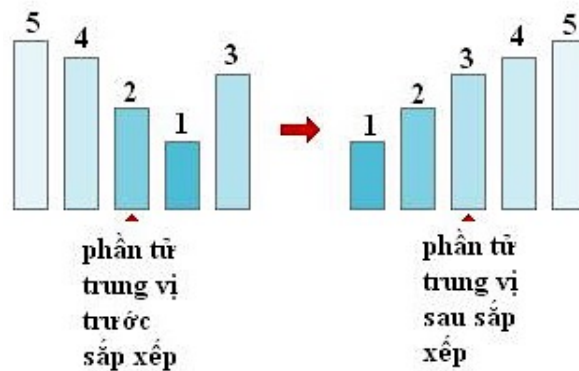
$F = m.g$, ($m = 102,5$ kg: khối lượng băng tải, $g = 9,8$)

Từ (3.2), (3.3) suy ra khoảng cách giữa 2 trái xoài liên tiếp nhau là 90 mm (chính là khoảng cách giữa 2 ống lăn băng tải) và tốc độ xử lý (công suất hệ thống) của hệ thống phân loại.

3.3.3.2. Tiền xử lý

Bước này làm tăng khả năng nhận dạng chính xác, có vai trò nâng cao chất lượng ảnh trước khi đem phân tích và nhận dạng. Công việc của bước này thường là

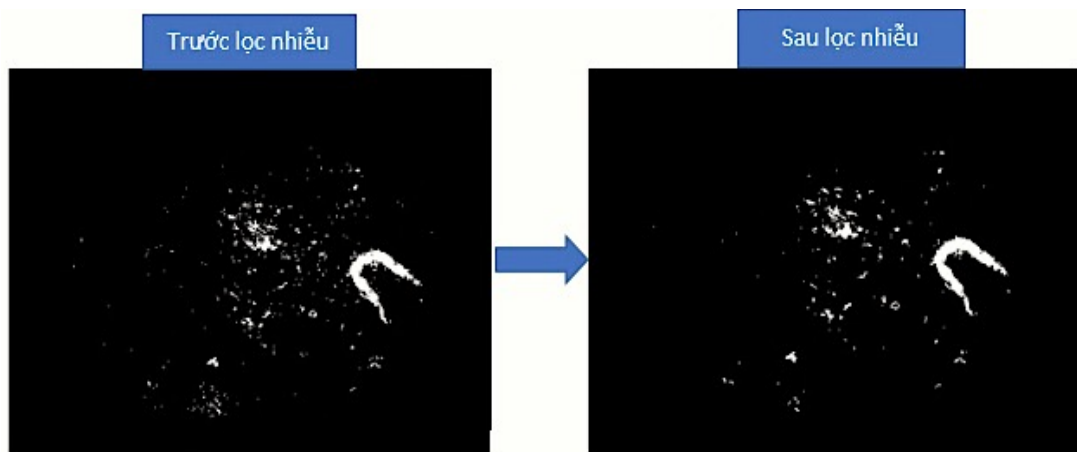
khử nhiễu, biến đổi ảnh và nâng cao một số đặc tính quan trọng của ảnh. Trong đề tài này sử dụng bộ lọc Median filter (Hình 3.9).



Hình 3.9. Sắp xếp phần tử trung vị

Bộ lọc Median filter: Lọc Trung vị là một kỹ thuật lọc phi tuyến (non-linear), Bộ lọc khá hiệu quả đối với hai loại nhiễu: nhiễu đốm (speckle noise) và nhiễu muối tiêu (salt-pepper noise). Kỹ thuật này là một bước rất phổ biến trong xử lý ảnh.

Thuật toán: Sử dụng một cửa sổ lọc (ma trận 3x3) quét qua lần lượt từng Pixel của ảnh đầu vào input (Hình 3.10). Tại vị trí mỗi Pixel lấy giá trị của các Pixel tương ứng trong vùng 3x3 của ảnh gốc "lấp" vào ma trận lọc. Sau đó sắp xếp các Pixel trong cửa sổ này theo thứ tự (tăng dần hoặc giảm dần tùy ý). Cuối cùng, gán Pixel nằm chính giữa (Trung vị) của dãy giá trị Pixel đã được sắp xếp ở trên cho giá trị Pixel đang xét của ảnh đầu ra output.



Hình 3.10. Ảnh lọc nhiễu

Sơ lược một cách ngắn gọn các bước của giải thuật:

Quét cửa sổ lọc lên các thành phần của ảnh gốc; điền các giá trị được quét vào cửa sổ lọc;

Lấy các thành phần trong cửa sổ lọc để xử lý;

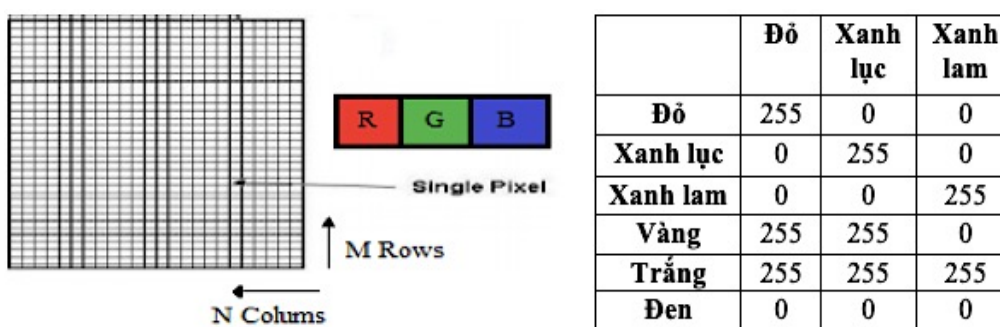
Sắp xếp theo thứ tự các thành phần trong cửa sổ lọc;

Lưu lại thành phần trung vị, gán cho ảnh output.

Bộ lọc Median filter có trong thư viện OpenCvsharp 3.0, sử dụng hàm: `Cv2.Medianbur()`;

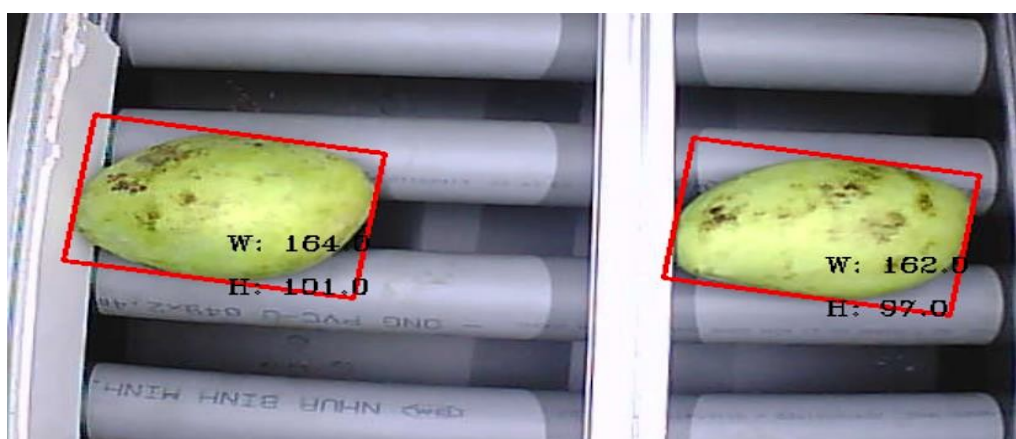
3.3.3.3. Chuyển ảnh màu RGB sang ảnh mức xám

Mô hình màu RGB: sử dụng mô hình bổ sung trong đó ánh sáng đỏ, xanh lá cây và xanh lam được tổ hợp với nhau theo nhiều phương thức khác nhau để tạo thành các màu khác trên một Pixel, cường độ của mỗi màu có thể thay đổi từ 0 đến 255 và tạo ra 16.777.216 màu khác nhau. Dưới đây là ví dụ mẫu về cường độ của 3 màu đỏ, xanh lục, xanh lam để tạo ra màu hiển thị của một Pixel (*Hình 3.11*).



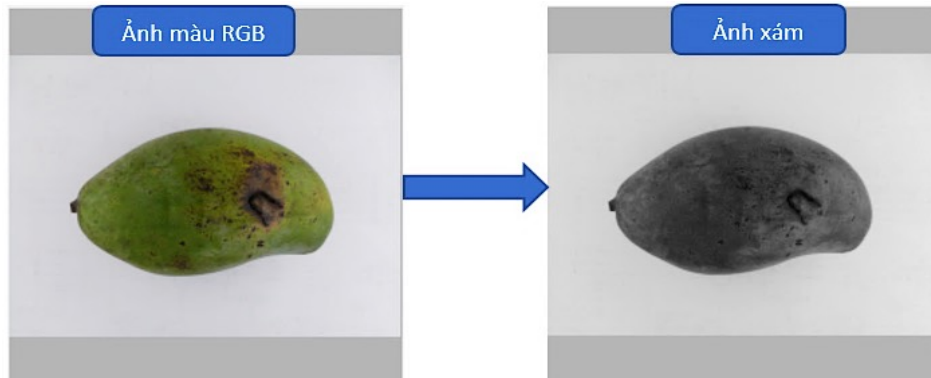
Hình 3.11. Hình ảnh được lưu trữ và cường độ màu

Ảnh xám (Gray image) hay còn gọi là ảnh đơn sắc (Monochromatic), mỗi giá trị Pixel trong ma trận Pixel mang giá trị từ 0 đến 255 (*Hình 3.12*).



Hình 3.12. Kích thước trái xoài tìm được tính theo đơn vị pixel

Để chuyển từ ảnh RGB sang ảnh xám (*Hình 3.13*) sử dụng hàm trong OpenCvSharp: `Cv2.cvtColor()`;



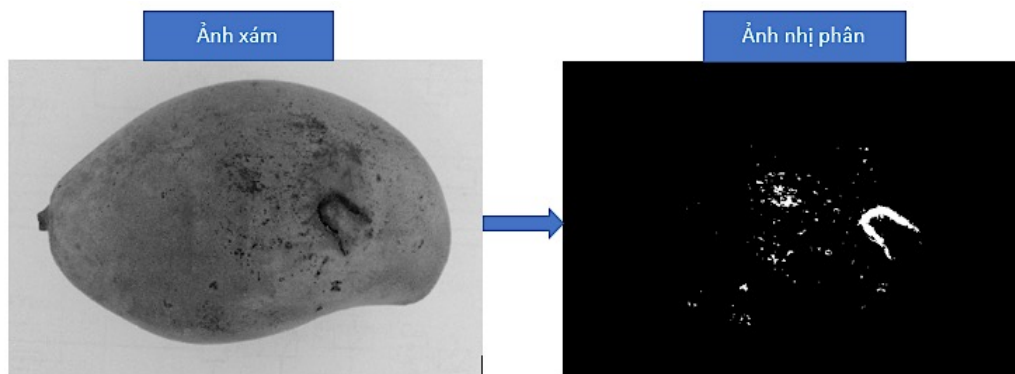
Hình 3.13. Chuyển ảnh màu RGB sang ảnh xám

3.3.3.4. Nhị phân hóa ảnh

Nhị phân hóa ảnh là quá trình biến đổi ảnh xám thành ảnh nhị phân, được thể hiện trong (Hình 3.14, 3.15).



Hình 3.14. Chuyển ảnh sang ảnh xám



Hình 3.15. Chuyển ảnh xám sang nhị phân

Ảnh nhị phân là ảnh mà giá trị của các Pixel chỉ được biểu diễn bằng hai giá trị là 0 (Đen) và 255 (Trắng).

Cách biến đổi:

Gọi giá trị cường độ sáng tại một Pixel là $I(x, y)$.

INP (x, y) là cường độ sáng của Pixel trên ảnh nhị phân.
(Với $0 < x < \text{image. Width}$) và $(0 < y < \text{image. Height})$.

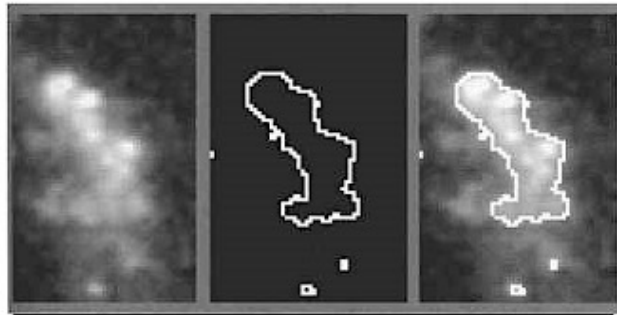
Để biến đổi ảnh xám thành ảnh nhị phân (Hình 3.15). So sánh giá trị cường độ sáng của Pixel với một ngưỡng nhị phân **T**.

Nếu $I(x, y) > T$ thì $\text{INP}(x, y) = 0$ (0).

Nếu $I(x, y) < T$ thì $\text{INP}(x, y) = 255$ (1).

Điều chỉnh giá trị T trong khoảng (0, 255) sẽ cho ra ảnh nhị phân khác nhau. Vậy nên cần điều chỉnh giá trị T để cho ra ảnh mong muốn.

3.3.3.5. Phát hiện và tính diện tích khuyết tật

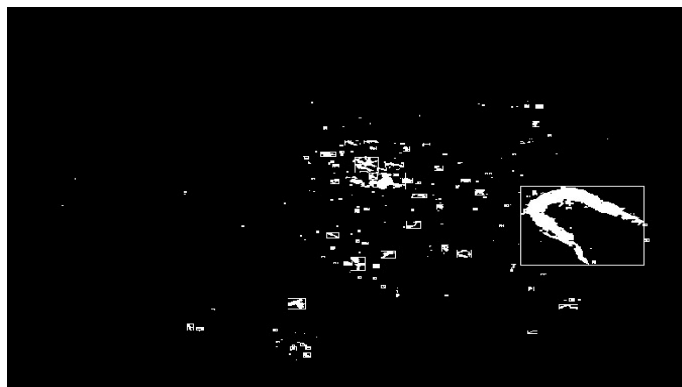


Hình 3.16. Ví dụ về thuật toán Contour

Bước 1: Tìm contour

Thuật toán contour: Contour là thuật toán được sử dụng trong xử lý ảnh nhằm tách, trích xuất các đối tượng, tạo điều kiện để các xử lý sau được chính xác. Contour tìm được sẽ là phần khuyết tật trên bề mặt trái xoài (Hình 3.16).

Trong thư viện OpenCvSharp 3.0 sử dụng hàm `Cv2.FindContours()`;



Hình 3.17. Giới hạn Contour

Bước 2: Giới hạn mỗi contour tìm được bằng việc vẽ hình chữ nhật bao quanh (Hình 3.17). Sử dụng hàm `Cv2.BoundingRect()`; và `Cv2.Rectangle()`;

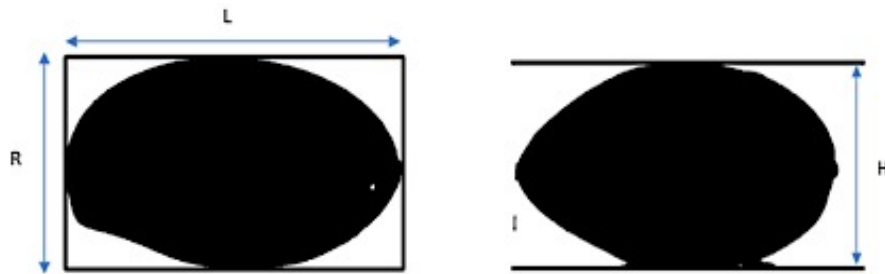
Bước 3: Tính tổng số Pixel màu trắng (trong 1 contour) được bao bởi hình chữ nhật (những Pixel màu trắng là phần khuyết tật tìm thấy). Từ đó tìm được tổng số phần khuyết tật có trong n contour.

Số n contour được tìm bằng câu lệnh: $n = \text{contour.length}$;

3.3.3.6. Phân loại dựa trên diện tích khuyết tật

Tính toán xấp xỉ diện tích của một Pixel (3.4).

Với khoảng cách từ camera tới băng tải là không đổi, kích thước thực chiều dài, chiều rộng, chiều cao của trái xoài được đo bằng thước kẹp. Sau đó đếm số Pixel tương ứng với mỗi kích thước trên (Hình 3.18).



Hình 3.18. Kích thước thực của một trái xoài mẫu

Kết quả đo kích thước thực của một trái xoài mẫu và số Pixel tương ứng:

Chiều dài (L): 13,69 cm – 426 pixels

Chiều rộng (R): 8,51 cm – 281 pixels

Chiều cao (H): 7,28 cm – 258 pixels

Từ đó tính được xấp xỉ diện tích của một pixel:

$$\frac{1369}{4260} \times \frac{851}{2810} = 0,09732 \text{ mm}^2 \quad (3.4)$$

Phân loại: Tìm phần diện tích khuyết tật lớn nhất nếu lớn hơn hoặc số vùng khuyết tật lớn hơn ở vùng mà mỗi vùng có diện tích lớn hơn quy định thì trái xoài bị loại (Hình 3.19).



Hình 3.19. Số vùng khuyết tật tìm thấy

3.4. Hệ thống xử lý ảnh tính thể tích xoài

3.4.1. Camera Kinect

Chức năng chính của camera là một công cụ để người dùng tương tác với hệ thống bằng cử chỉ và lệnh thực thi. Vì lý do này, các bộ cảm biến có khả năng thu thập dữ liệu ở độ phân giải 640x480 Pixel. Với các dữ liệu chiều sâu, có thể lấy được một khung xương của người đứng phía trước của cảm biến. Và với bộ xương đó, có thể nhận biết được cử chỉ của người sử dụng.

Ứng dụng Camera Kinect vào quá trình phân loại xoài theo thể tích, dựa vào bộ cảm biến chiều sâu cùng với thuật toán để phân tích thu thập số liệu tính thể tích của xoài chính xác nhất.

Hệ thống cảm biến chiều sâu: Bao gồm bộ phát hồng ngoại (Infrared light) và camera hồng ngoại (depth image CMOS). Kích cỡ ảnh là 640x480 pixel, tốc độ chụp 30 khung hình mỗi giây.

Để cảm biến hoạt động tốt nhất thì nên sử dụng khoảng cách từ 1,2m đến 3,5m.

Cách hoạt động: Các tia hồng ngoại được chiếu qua bộ phát hồng ngoại đến đối tượng, sau đó camera hồng ngoại sẽ thu thập dữ liệu bị phản chiếu.

3.4.2. Camera - RGB

Chức năng chính của camera này là nhận biết 3 màu cơ bản là đỏ, xanh lá cây và xanh da trời (Red-Green-Blue). Quá trình chụp bao gồm việc chụp một ảnh màu (RGB) và thực hiện một phép đo độ sâu (D). Cảm biến hình ảnh kết hợp với cảm biến chiều sâu nằm ở gần nhau, cho phép sáp nhập bản đồ, cho ra hình ảnh 3D. Thông tin ảnh RGB-D được lưu trữ.

Với kích cỡ 1280x960 pixel, tốc độ 12 khung hình/giây. Với kích cỡ 640x480 pixel, tốc độ chụp 30 khung hình/giây. Từ đây cho thấy, khi thiết lập độ phân giải thấp hơn thì tốc độ chụp và truyền hình ảnh là cao hơn.

Động cơ: Nằm ở đế của cảm biến Kinect và có khả năng làm cho cảm biến hướng đầu lên trên cao và hạ xuống thấp (-25^0 đến 25^0). Với khả năng này sẽ giúp cho cảm biến có thể thu được hình ảnh cao hơn rất nhiều so với khi không có bộ động cơ.

Máy đo gia tốc: Kinect sử dụng để xác định người đứng trước, đứng sau trong khi đo.

3.4.3. Hệ thống phân loại xoài sử dụng Kinect

Có nhiều phương pháp để tính được thể tích của một vật thể, tuy nhiên ở mỗi phương pháp đều có những mặt thuận lợi và hạn chế. Với Kinect là một thiết bị có sẵn của Microsoft và được tích hợp 2 camera hỗ trợ tốt việc xử lý ảnh. Một là cảm biến độ sâu, có thể xác định chiều sâu của ở từng vị trí trong khung hình. Hai là camera - RGB(D) có độ phân giải lên đến 1280x960 pixel. Vì những tính năng này nên quyết định dùng Kinect để tính thể tích của xoài.

Trong mô hình hệ thống phân loại xoài, chỉ dùng cảm biến độ sâu của Kinect để xác định thể tích xoài, còn camera Kinect với độ phân giải cao nhưng tốc độ chụp thấp nên không đáp ứng được nhu cầu nên không sử dụng, với cảm biến độ sâu Kinect nên tính thể tích xoài theo phương pháp từng lớp cắt và phương pháp thống kê (chiều dài, chiều rộng, chiều cao).

3.4.3.1. Thuật toán xác định thể tích xoài theo Kinect

Để xác định thể tích của một vật thể, tùy theo biên dạng kích thước hay đặc trưng của từng vật thể mà áp dụng các phương pháp khác nhau. Với Kinect dùng 2 phương pháp chủ yếu để xác định thể tích là: phương pháp lớp cắt và phương pháp thống kê.

Microsoft Kinect SDK hỗ trợ các hàm để giao tiếp với Kinect. Ở trong đề tài này, chỉ sử dụng Depth sensor của Kinect để lấy giá trị độ sâu tính toán thể tích xoài. Theo đó sẽ khai báo và khởi động camera depth của Kinect và sau đó sử dụng giá trị này để hiển thị hay tính toán theo yêu cầu.

Ảnh thu về từ camera độ sâu là ảnh gray (trắng đen) nên việc sử dụng lấy dữ liệu so sánh tính toán rất dễ thực hiện. Độ phân giải của Depth camera không được cao nên ảnh thu về có biên dạng ngoài hình ren cưa dẫn đến kết quả có sự sai số (Hình 3.20).

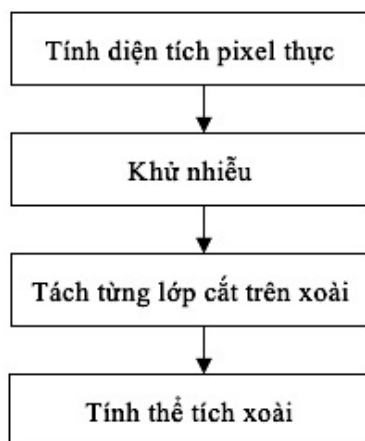


Hình 3.20. Ảnh chụp xoài khi sử dụng Depth camera của Kinect

Bước đầu hoàn thành việc giao tiếp với Kinect V1.8. Tiếp theo sẽ đi sâu vào từng phương pháp để tính thể tích xoài, lựa chọn phương pháp tốt nhất cho thể tích chính xác nhất với thể tích thực của xoài.

3.4.3.2. Phương pháp 1 - Tách lớp cắt tính thể tích xoài

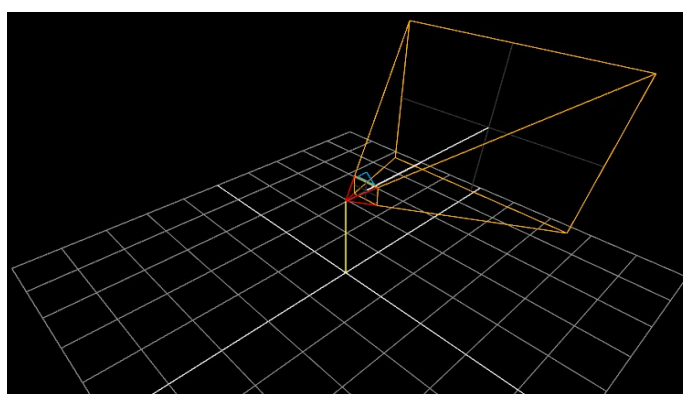
Các bước tiến hành tách lớp (Hình 3.21).



Hình 3.21. Các bước tiến hành tách lớp

Bước 1: Tính diện tích pixel thực

Vùng quét của Depth camera Kinect là: $58,24^{\circ}$ theo chiều ngang và $45,6^{\circ}$ theo chiều dọc (Hình 3.22).



Hình 3.22. Vùng hoạt động của Depth camera Kinect

Với vùng hoạt động của kinect như vậy và tỷ lệ khung hình là 640x480 Pixel nên công thức tính:

$$\text{Chiều dài pixel} = (Z_{\text{depth}} * 2 * \text{Math.Tan}(29.12 * \text{Math.PI}/180)) / 640$$

$$\text{Chiều rộng pixel} = (Z_{\text{depth}} * 2 * \text{Math.Tan}(22.8 * \text{Math.PI}/180)) / 480$$

Trong đó: Z_{depth} là chiều sâu từ Kinect đến đối tượng.

Bước 2: Khử nhiễu

Môi trường xung quanh Kinect có nhiều yếu tố bất lợi cho quá trình thu thập dữ liệu từ Kinect, làm hình ảnh thu được có nhiều điểm sáng nhiễu ngẫu nhiên xuất hiện trong vùng thu thập dữ liệu, gây ra sai số cho tính toán. Vì vậy tiến hành khử nhiễu. Kích thước của một trái xoài tối đa là 15 cm theo chiều dài và 10 cm theo chiều rộng, qua đó sẽ giới hạn vùng quét của Kinect (*Hình 3.23*).

Cho những pixel nằm ngoài giới hạn này bằng giá trị sao cho có thể tách lớp cắt dễ dàng đồng thời tránh việc các tín hiệu nhiễu xuất hiện.

Bước 3: Tách từng lớp cắt trên xoài

Với Depth camera, sử dụng chiều sâu để tách từng lớp cắt ứng với từng độ sâu và tính thể tích của từng lớp cắt đó.



Hình 3.23. Giới hạn vùng quét pixel

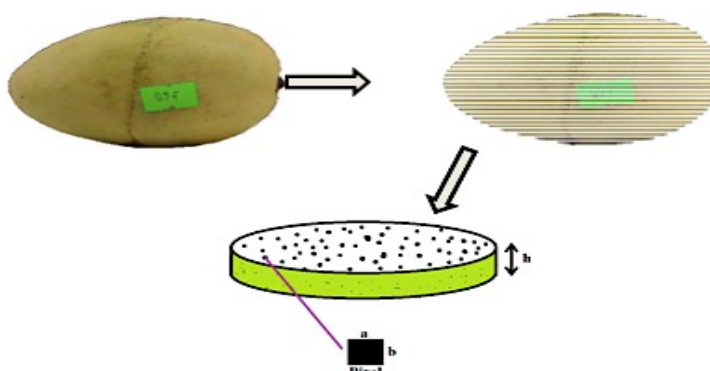
Xác định vị trí lớp cắt trên xoài: khi trái xoài xoay theo băng tải con lăn thì thể tích trái xoài sẽ thay đổi phụ thuộc theo thể tích mặt cắt. Bằng phương pháp nội suy đưa ra thể tích trái xoài đó.

Việc tách từng lớp cắt của xoài được thực hiện quá trình như *Hình 3.24*. Trước tiên giới hạn độ sâu của Kinect, từ khung hình thu về chuyển số hóa về pixel. Với những pixel nằm trong khoảng độ sâu đã đặt, bắt đầu tính số pixel và với diện tích của mỗi pixel đã biết thì tính diện tích của mặt lớp cắt. Trong phương pháp này, mỗi lần độ sâu được hạ 1 khoảng là $a = 0.2 \text{ mm}$ nên có được thể tích của từng lớp cắt (3.5).

$$V = 0.2.a.b \text{ (mm}^3\text{)} \quad (3.5)$$

Vì mỗi trái xoài đều đối xứng qua mặt cắt ngang nên chỉ tính từng lớp cắt nằm ở phía trên mặt cắt ngang của trái xoài. Có thể tăng hạ khoảng cách độ sâu sau mỗi

lần tách lớp cắt nhưng phải phù hợp với tốc độ chụp của Depth camera, với khoảng cách càng nhỏ thì sai số càng nhỏ.



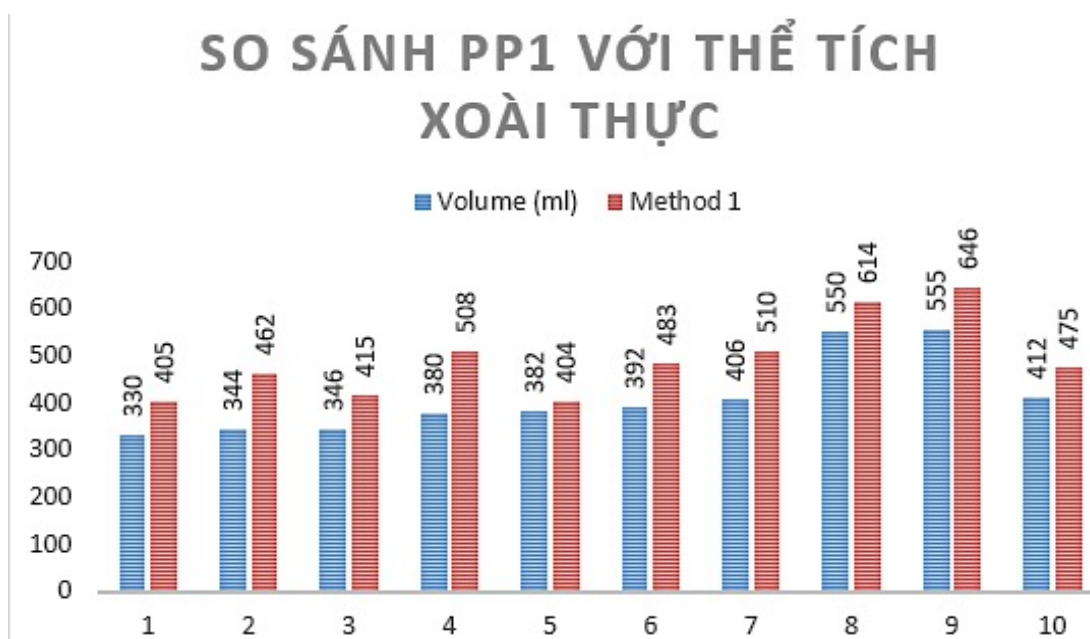
Hình 3.24. Quá trình tách lớp cắt trên xoài

Bước 4: Tính thể tích của trái xoài

Với thể tích từng lớp cắt tính được từ bước trên, với khoảng dịch là 0.2 mm.

Thể tích của một trái xoài được tính bằng cách cộng tất cả các lớp cắt của mặt phía trên và sau đó nhân cho 2 để ra được thể tích toàn phần của trái xoài.

Kết quả thể tích xoài thu được khi tính bằng Kinect so với thể tích thực (*Hình 3.25*).

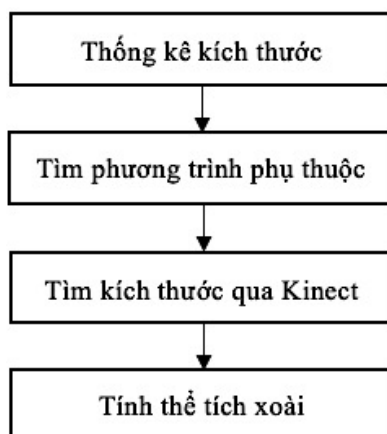


Hình 3.25. Biểu đồ so sánh thể tích tìm được bằng phương pháp 1 và thể tích thực

Kết luận: Từ biểu đồ *Hình 3.25*, sự chênh lệch giữa thể tích thực của xoài và thể tích tìm được bằng phương pháp tách lớp cắt là khá lớn. Điều này dẫn đến việc phân loại sẽ không chính xác cao.

3.4.3.3. Phương pháp 2 - Thống kê kích thước (theo thể tích)

Các bước thực hiện (Hình 3.26). Ở mỗi loại trái cây đều có một biên dạng đặc trưng riêng, và với từng loại thì chúng sẽ tương ứng với một biên dạng nhất định. Xoài mỗi loại thì đều có chung một biên dạng chung. Với phương pháp này sử dụng chiều dài, chiều rộng và chiều cao của mỗi trái xoài để tính thể tích tương ứng.

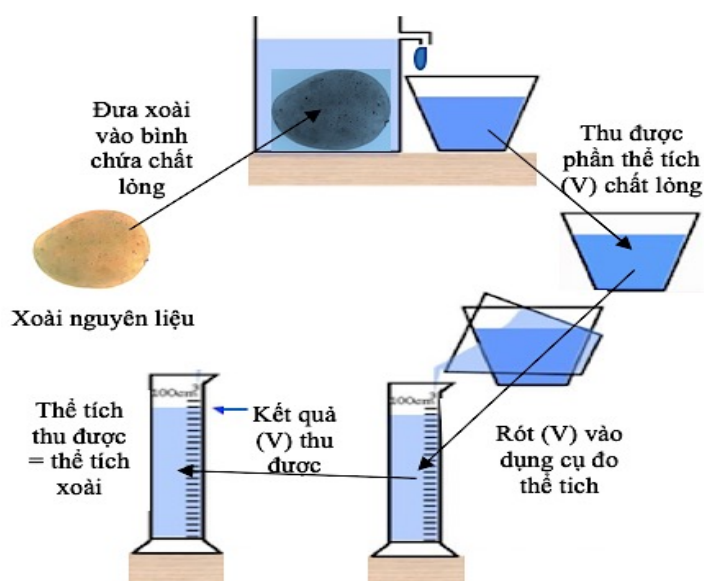


Hình 3.26. Các bước sử dụng phương pháp thống kê

Bước 1: Thống kê kích thước (theo thể tích)

Ở bước này đo kích thước chiều dài chiều rộng chiều cao thực tế của xoài cát Chu và xoài cát Hòa Lộc. Ở đây sử dụng thước kẹp 20cm để đo kích thước xoài với sai số của thước là 0.01mm.

Tiếp theo để đo thể tích thực của xoài, sử dụng nguyên lý bình tràn để đo thể tích của xoài (Hình 3.27).



Hình 3.27. Sơ đồ đo thể tích trái xoài bằng phương pháp bình tràn

Phương pháp xác định thể tích trái xoài theo nguyên lý bình tràn: cho trái xoài (nguyên liệu) vào bình chứa chất lỏng (dung dịch là nước, không ảnh hưởng đến chất lượng trái qua thực nghiệm từ chuyên gia và công ty xuất khẩu xoài) có thể tích xác định, khi đó phần nước (thể tích) tràn ra khỏi bình chứa vào vật chứa và được rót vào dụng cụ đo thể tích (1000 ml), thu được kết quả một thể tích xác định đó là thể tích của trái xoài (Hình 3.27).

Khi xác định được chiều dài, chiều rộng, chiều cao và thể tích thực của xoài, bắt đầu tìm mối liên hệ giữa chúng. Phương pháp này được sử dụng để tạo bộ mẫu cho dữ liệu ban đầu cho ứng dụng xử lý ảnh và AI. Khi ứng dụng AI sẽ nhúng bộ mẫu này để truy xuất giá trị thể tích xoài sau khi xử lý so với thể tích thực của nó.

Bước 2: Tìm phương trình phụ thuộc

Với 3 biến đầu vào (chiều dài, chiều rộng, chiều cao) và một biến đầu ra (thể tích), sử dụng hồi quy đa biến để tìm mối quan hệ giữa chúng. Cứ hiểu rằng, khi sử dụng kích thước thể tích thực của xoài để tìm phương trình phụ thuộc, sau đó sử dụng Kinect để tính chiều dài, chiều rộng, chiều cao và với phương trình phụ thuộc sẽ tìm được thể tích tương ứng.

Phần mềm SPSS hỗ trợ về hồi quy đa biến để tìm phương trình phụ thuộc. Cho biến đầu vào và biến đầu ra, SPSS sẽ cho chính xác nhất phương trình phụ thuộc và các biểu đồ liên quan. Ở đây biến đầu vào là kích thước của xoài và biến đầu ra sẽ là thể tích xoài tương ứng, kết quả trong (Bảng 3.1).

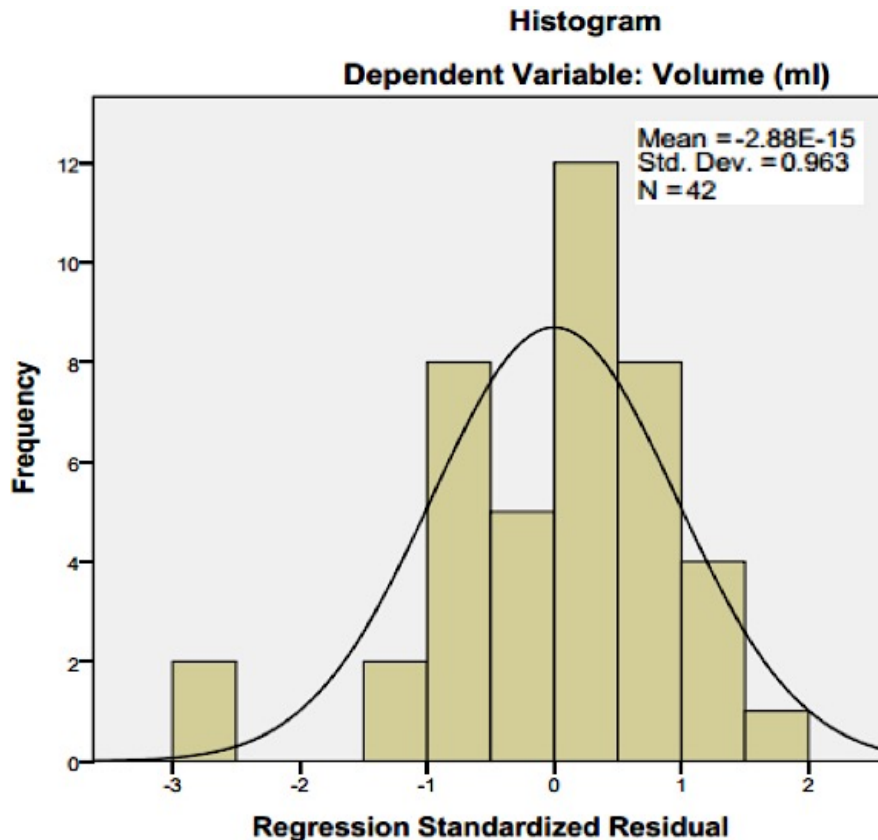
Bảng 3.1. Bảng thông số phương trình phụ thuộc thể tích xoài

Biến phụ thuộc	Biến không phụ thuộc	Hệ số chưa chuẩn hóa		Hệ số chuẩn hóa	t	Sig.
		β	Sai số lệch chuẩn	Beta		
Thể tích	(constant)	-1000.959	62.866		-15.922	.000
	Chiều dài (mm)	3.249	0.352	0.452	9.237	.000
	Chiều rộng (mm)	2.956	1.399	0.170	2.113	.041
	Chiều cao (mm)	10.155	1.491	0.561	6.812	.000

Phương trình phụ thuộc giữa kích thước và thể tích (3.6).

$$\begin{aligned} The_tich = & 3.249 * chieu_dai + 2.956 * chieu_rong \\ & + 10.155 * chieu_cao - 1000.959 \end{aligned} \quad (3.6)$$

Từ biểu đồ *Hình 3.28* thì giá trị trung bình Mean gần bằng 0, độ lệch chuẩn là 0.963 gần bằng 1, như vậy có thể nói, phân phối phần dư xấp xỉ chuẩn. Do đó, có thể kết luận rằng: Giả thiết phân phối chuẩn của phần dư không bị vi phạm.

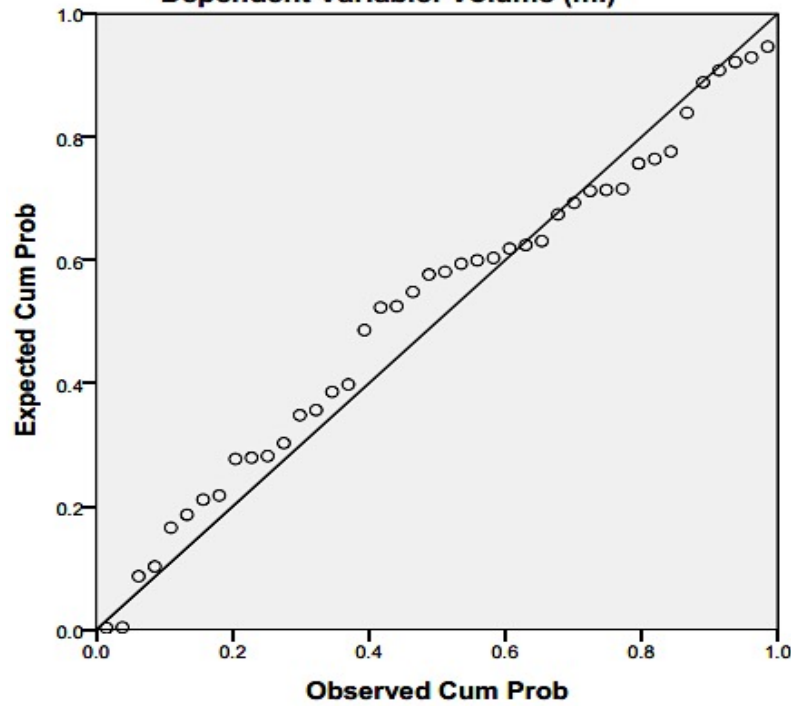


Hình 3.28. Biểu đồ tần số phần dư chuẩn hóa

Khi đó truy suất biểu đồ phần dư chuẩn hóa Normal P-P (*Hình 3.29*) và biểu đồ phân tán biến độc lập thể tích (*Hình 3.30*) để xác định phân phối chuẩn và quan hệ tuyến tính. Từ biểu đồ *Hình 3.29* thấy rằng các điểm phân vị trong phân phối của phần dư tập trung thành 1 đường chéo, như vậy, giả định phân phối chuẩn của phần dư không bị vi phạm.

Với biểu đồ *Hình 3.30* thấy rằng phần dư chuẩn hóa phân bố tập trung xung quanh đường hoành độ 0, do vậy giả định quan hệ tuyến tính không bị vi phạm.

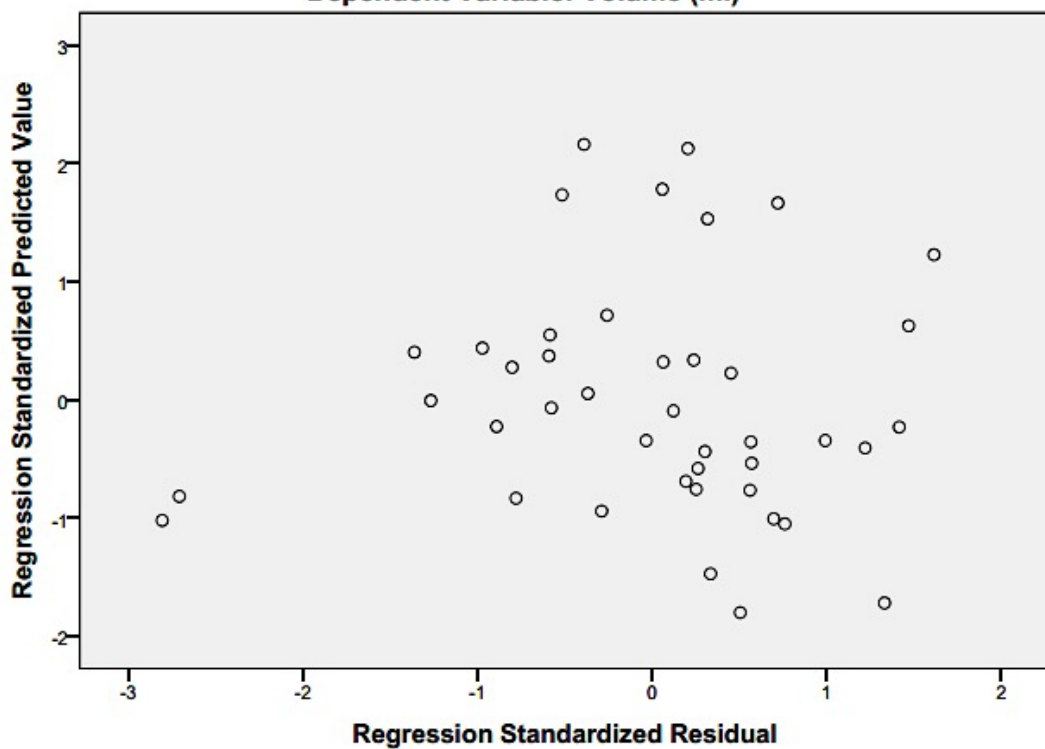
Normal P-P Plot of Regression Standardized Residual
Dependent Variable: Volume (ml)



Hình 3.29. Biểu đồ phần dư chuẩn hóa Normal P-P

Scatterplot

Dependent Variable: Volume (ml)

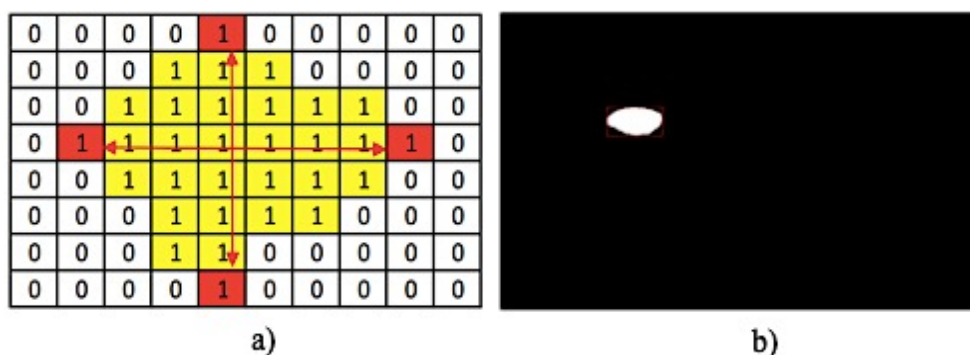


Hình 3.30. Biểu đồ phân tán biến độc lập thể tích

Bước 3: Tìm kích thước qua Kinect

Tiến hành xây dựng thuật toán để lấy chiều dài, chiều rộng, chiều cao theo nguyên tắc tính khoảng cách giữa các pixel theo chiều ngang và dọc sau đó tìm khoảng lớn nhất theo từng chiều để lấy chiều dài, chiều rộng chiều cao theo pixel.

Xác định chiều dài và chiều rộng: có khung hình trả về của Kinect là 640x480 Pixel, dùng lệnh chạy trên mảng Pixel của khung hình, so sánh giá trị Pixel và tìm các điểm bên trái đầu tiên, phải cuối cùng, trên cùng và dưới cùng. Qua đó dùng phép hiệu để lấy khoảng cách Pixel, đó cũng chính là chiều dài và chiều rộng tính theo Pixel của xoài (Hình 3.31 a).



Hình 3.31. a) Cách chạy pixel xác định các điểm và b) Giao diện xác định kích thước của xoài

Để xác định lấy đúng chiều dài và rộng, dựa vào những điểm tìm được để vẽ ra hình chữ nhật tương ứng (Hình 3.31 b).

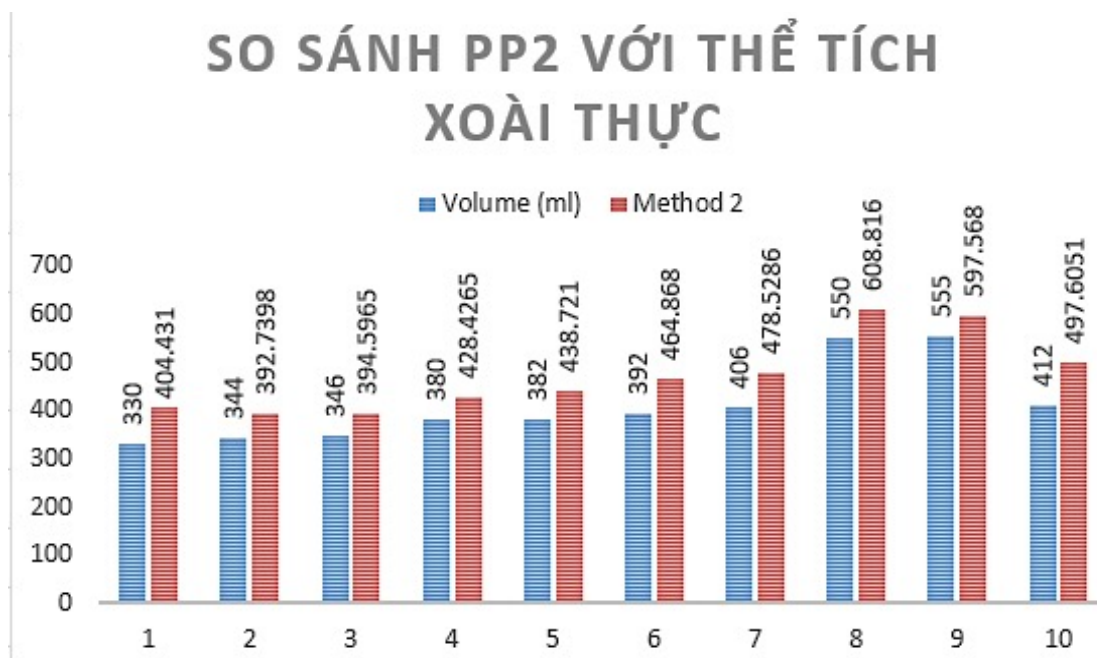
Xác định chiều cao: Với giá trị độ sâu trả về từ Kinect, tìm độ sâu lớn nhất và độ sâu nhỏ nhất. Sau đó hiệu độ sâu lớn nhất và độ sâu nhỏ nhất sẽ có được chiều cao của nửa trái xoài. Đối với chiều dài và chiều rộng tính được theo Pixel, để lấy được kích thước theo chuẩn thì nhân thêm kích thước thực của Pixel vào (đã tính phương pháp 1).

Bước 4: Tính thể tích xoài

Dựa vào phương trình phụ thuộc đã tìm ra từ một loại xoài cát Chu hoặc cát Hoài Lộc, ứng với từng loại xoài cần xác định chiều dài, chiều rộng và chiều cao thì suy ra được thể tích tương ứng.

Kết quả thể tích xoài thu được khi tính bằng phương pháp thống kê Kinect với thể tích thực tế (Hình 3.32).

Nhận xét: Từ biểu đồ *Hình 3.32* thấy sự chênh lệch giữa thể tích thực và thể tích tính toán cũng còn khá lớn. Chủ yếu do ảnh hưởng từ Depth sensor có độ phân giải còn thấp, dễ bị nhiễu bởi môi trường.



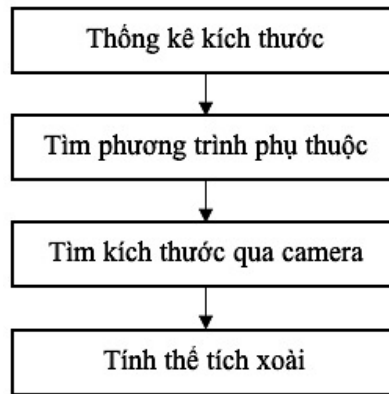
Hình 3.32. Biểu đồ so sánh thể tích tìm được bằng phương pháp 2 và thể tích thực

3.4.4. Hệ thống phân loại xoài sử dụng Camera – RGB

Vì độ phân giải của Kinect thấp nên đề tài bổ sung thêm phương pháp tính thể tích sử dụng camera màu, camera được sử dụng là Camera Logitech C270. Với camera đề tài sử dụng 2 phương pháp thống kê, phương pháp 1 sử dụng kích thước xoài, phương pháp 2 sử dụng tọa độ điểm biên trên xoài. Camera Logitech C270 có độ phân giải 1280x720 Pixel, sử dụng kết nối USB 2.0 với máy tính. Để có thể sử dụng lập trình và xử lý dữ liệu cho camera sử dụng các thư viện hỗ trợ gồm: OpenCVSharp3.0 và Aforge.Net. Trong phần xử lý phân loại màu đã nói rõ về 2 thư viện cũng như các phương pháp xử lý ảnh. Nên ở phần này chỉ đề cập về cách lấy thể tích xoài từ camera màu. Sau đây sẽ đi rõ hơn về phương pháp.

Phương pháp thống kê tính thể tích theo kích thước:

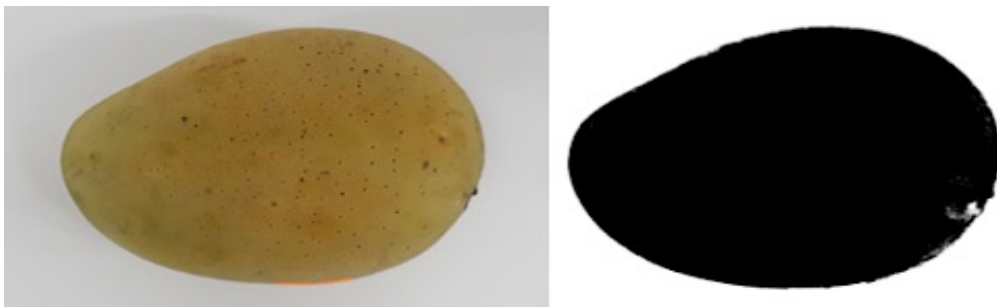
Các bước thực hiện (*Hình 3.33*). Ở hai bước đầu: Thống kê kích thước (theo thể tích) và tìm phương trình phụ thuộc, đã thực hiện ở phương pháp thống kê theo Kinect. Nên ở phần này không nghiên cứu 2 bước này mà chuyển đến 2 bước tiếp theo.



Hình 3.33. Các bước sử dụng phương pháp thống kê kích thước

Bước 3: Tìm kích thước qua Camera

Ảnh thu được từ camera là ảnh màu RGB cần chuyển đổi về ảnh xám để thao tác dễ dàng hơn. Trong mô hình hệ thống có sử dụng thêm buồng chụp giúp tăng khả năng thu nhận ảnh và tách được phông dễ dàng hơn (Hình 3.34).



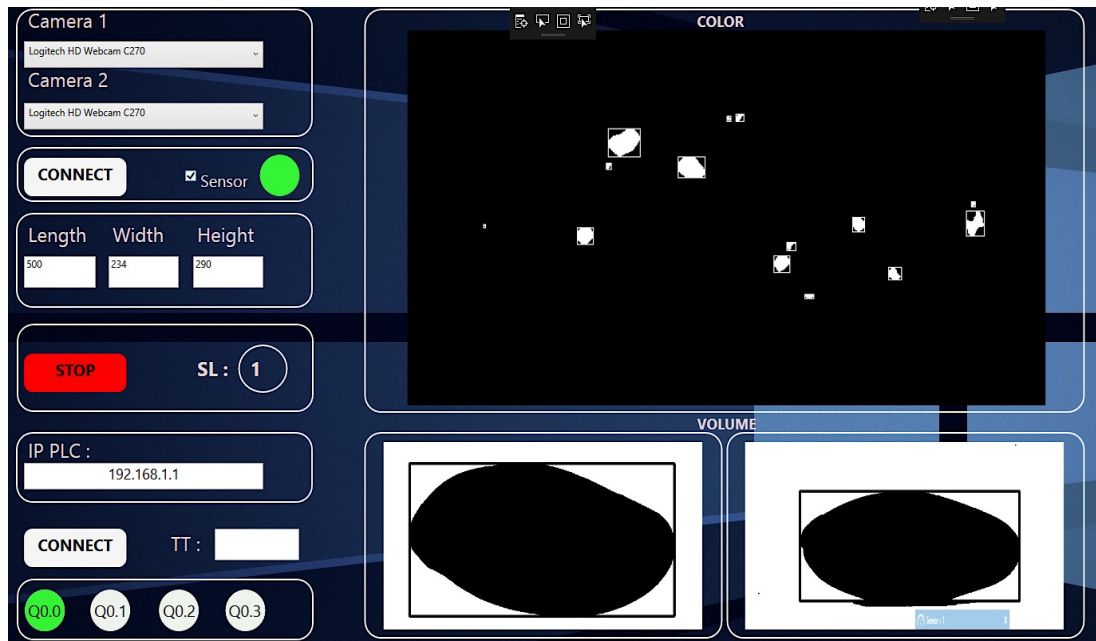
Hình 3.34. Kết quả sau khi chỉnh ngưỡng và chuyển sang ảnh xám

Đầu tiên, ở hầu hết loại xoài thì sẽ có một ngưỡng màu nhất định. Nên sẽ chỉnh ngưỡng và bắt đầu chuyển sang ảnh xám sao cho ảnh thu được có phông nền và xoài là 2 giá trị màu tách biệt. Ở đây ngưỡng đề tài đặt là 135 (màu xoài do chuyên gia cung cấp), ngưỡng của xoài dao động trong khoảng 140-255 (với 5000 trái xoài Cát Hoà Lộc ở Đồng Tháp).

Sau khi đã chuyển sang ảnh xám và tách riêng biệt 2 giá trị màu của xoài và phông thì bài toán lại chuyển sang như khi sử dụng Kinect. Để lấy được kích thước chiều dài, chiều rộng và chiều cao nên truy cập vào từng giá trị pixel và tính khoảng cách theo chiều ngang và dọc 2 pixel ở xa nhất. Và cũng dùng cách tính như ở Kinect để tính được kích thước của một pixel.

Vẽ hình chữ nhật để kiểm định việc xác định kích thước pixel đúng hay sai (Hình 3.35).

Khi đã có kích thước theo pixel và cũng có được kích thước của pixel nên chỉ cần nhân chúng vào thì có được kích thước thật của xoài.



Hình 3.35. Kết quả thu được sau khi xác định kích thước xoài

Bước 4: Tính thể tích xoài

Dựa vào phương trình phụ thuộc đã tìm được ở phương pháp trước và với kích thước thật tìm được ở bước 3 nên thay vào phương trình để tính được thể tích tương ứng.

Kết quả thể tích xoài thu được khi tính bằng phương pháp thống kê theo kích thước sử dụng Camera RGB.

3.4.5. Kết quả phương pháp tính thể tích xoài sử dụng xử lý ảnh

Đề tài đã thực nghiệm để lựa chọn ra phương pháp tính gần chính xác nhất thể tích của xoài.

Qua số liệu thực nghiệm, nhận thấy rằng với phương pháp 2 (thống kê) thì thể tích xoài có giá trị xấp xỉ gần thể tích xoài thực với sai số thấp nhất. Vì vậy phương pháp 2 sẽ được áp dụng trên mô hình hệ thống phân loại xoài của đề tài.

3.4.6. Cơ cấu gạt loại bỏ trái hỏng (khuyết tật)

Ở cơ cấu này, xoài không đạt đủ tiêu chuẩn về màu sắc, hình ảnh (vết đốm đen, hư hỏng bề mặt, các hư hỏng bên ngoài khác) sẽ bị loại bỏ ra ngoài.

Các bước thực hiện: Nhận tín hiệu và xylanh gạt bỏ.

Bước 1 - Nhận tín hiệu: Camera trong buồng chụp ở cơ cấu xử lý hình ảnh và thể tích trước đó sẽ làm nhiệm vụ quét tìm ra trái có diện tích bề mặt hồng không đạt yêu cầu ($> 2 \text{ cm}^2$) theo tiêu chuẩn của xoài. Sau đó tín hiệu được gửi về PLC để thực hiện lệnh tiếp theo.

Bước 2 - Xylanh gạt bỏ: Sau khi PLC nhận tín hiệu từ camera trả về thông qua C# sẽ xử lý tín hiệu điều khiển ở Output Q 0.5 (cổng điều khiển xy lanh gạt bỏ) đồng thời kết hợp tín hiệu của cảm biến hồng ngoại NPN. Khi cảm biến phát hiện có xoài thì ngay lập tức Q 0.5 sẽ được kích, xy lanh đi ra đẩy xoài ra khỏi băng tải di chuyển.

3.5. Hệ thống tính khối lượng xoài để phân loại

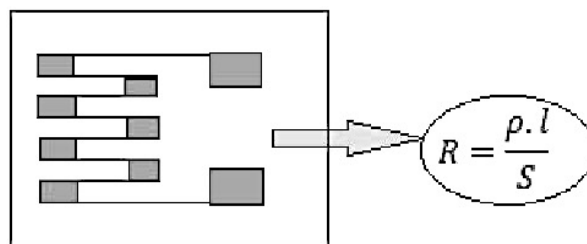
3.5.1. Cơ cấu điều khiển tính khối lượng xoài

Trên hệ thống phân loại sử dụng các cơ cấu điều khiển:

Cảm biến vật cản hồng ngoại NPN: Cảm biến vật cản hồng ngoại E3F-DS30C4 dùng ánh sáng hồng ngoại để xác định khoảng cách tới vật cản cho độ phản hồi nhanh và rất ít nhiễu do sử dụng mắt nhận và phát tia hồng ngoại theo tần số riêng biệt. Cảm biến có thể chỉnh khoảng cách báo mong muốn thông qua biến trở, ngõ ra cảm biến ở dạng cực thu hở nên cần thêm 1 trở treo lên nguồn ở chân output khi sử dụng.

PLC S7 – 1200 CPU: Bộ điều khiển được cung cấp tín hiệu bởi các tín hiệu từ các cảm biến ở ngõ vào. Tín hiệu này được xử lý tiếp tục thông qua chương trình điều khiển đặt trong bộ nhớ chương trình. Kết quả xử lý được đưa ra ngõ ra để đến đối tượng điều khiển hay khâu điều khiển ở dạng tín hiệu.

Load-cell (Cảm biến lực): là cảm biến dùng để đo lực (khối lượng, mô-men xoắn...). Khi lực được tác dụng lên một Loadcell, Loadcell sẽ chuyển đổi lực tác dụng thành tín hiệu điện. Các Loadcell cũng được biết đến như là "đầu dò tải" (load transducer) bởi vì Loadcell cũng có thể chuyển đổi một tải trọng (lực tác dụng) thành tín hiệu điện.



Hình 3.36. Một loại Strain gauge dùng để điều khiển cơ cấu

Loadcell được cấu tạo bởi hai thành phần, thành phần thứ nhất là “Strain gage” trong (3.7) và thành phần còn lại là “Load” (Hình 3.36).

Nên:

$$R = \frac{\rho.l}{s} \quad (3.7)$$

Trong đó:

R: Điện trở strain gauge (Ohm)

L: Chiều dài của sợi kim loại strain gauge (m)

S: Tiết diện của sợi kim loại strain gauge (m²)

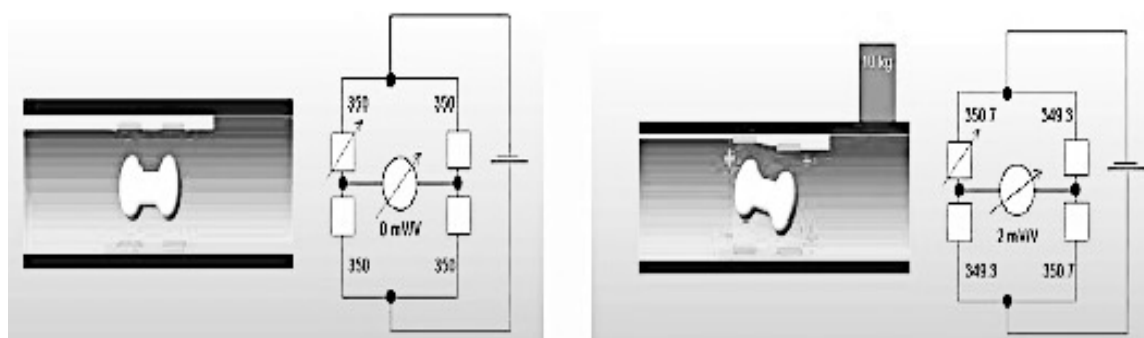
ρ : Điện trở suất vật liệu của sợi kim loại strain gauge

Strain gage là một điện trở đặc biệt chỉ nhỏ bằng móng tay, có điện trở thay đổi khi bị nén hay kéo dãn và được nuôi bằng một nguồn điện ổn định, được dán chết lên “Load”.

Load là một thanh kim loại chịu tải có tính đàn hồi (Hình 3.37).

Khi có tải trọng hoặc lực tác động lên thân Loadcell làm cho thân Loadcell bị biến dạng (giãn hoặc nén), điều đó dẫn tới sự thay đổi chiều dài và tiết diện của các sợi kim loại của điện trở strain gauges dán trên thân Loadcell dẫn đến một sự thay đổi giá trị của các điện trở strain gauges. Sự thay đổi này dẫn tới sự thay đổi trong điện áp đầu ra.

Do trái xoài có khối lượng nhỏ (dao động từ 400g – 800g) nên sử dụng Loadcell có giới hạn đo nhỏ (ở đây là Loadcell 2 kg) để tăng độ chính xác trong quá trình đo.



Hình 3.37. Cơ cấu Load trong bộ điều khiển cân khối lượng xoài

3.5.2. Thuật toán và phương pháp điều khiển

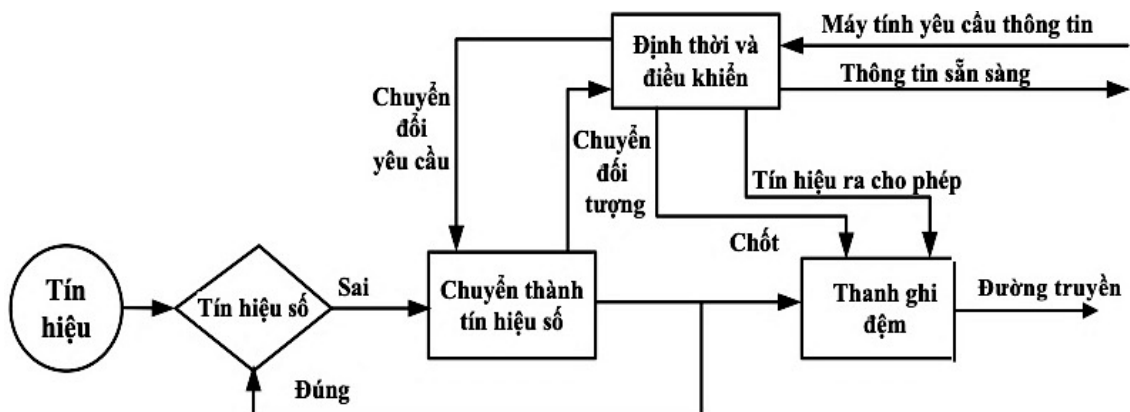
Theo thông số của Loadcell, tín hiệu trả về có giá trị rất nhỏ 1.0 ± 0.15 (mV/V) nhưng cổng tín hiệu Analog của PLC lại nhận giá trị 0 - 10V DC, nếu kết nối trực tiếp thì PLC không thể nào đọc được tín hiệu của Loadcell nên cần có 1 bộ khuếch đại tín hiệu điện áp kết nối với Loadcell để khuếch đại tín hiệu ra của Loadcell

từ 1.0 ± 0.15 (mV/V) lên 0 - 10V DC. Để đọc được giá trị chính xác của khối lượng trái xoài, tiến hành lấy tín hiệu trả về từ Loadcell kết hợp giữa chương trình điều khiển PLC trên phần mềm Tia portal v13 SP1 và Visual Studio 2017.

Bước 1: Kết nối PLC S7-1200 với Tia Portal V13 SP1 qua cổng Profinet dùng chuẩn truyền TCP/IP để kết nối phần cứng và nạp code.

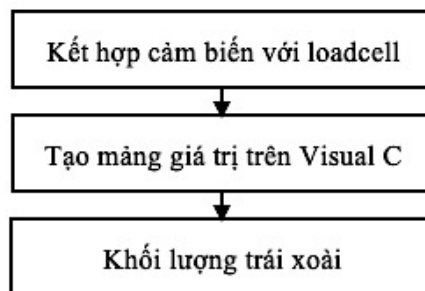
Bước 2: Sử dụng thư viện S7.net thiết kế giao diện trên WPF để truy xuất trực tiếp vào vùng nhớ PLC thông qua cổng mạng Profinet dùng chuẩn truyền TCP/IP.

Trong khi kết nối lưu ý Click vào 2 mục Full access và Permit access để PLC mới có thể truy xuất vào vùng nhớ của C# lấy dữ liệu lưu trữ. Phần kết nối giao tiếp với máy tính xử lý tín hiệu được thực hiện trong (Hình 3.38).



Hình 3.38. Sơ đồ hệ thống giao tiếp với máy tính

Các bước tiến hành xác định khối lượng trái xoài (Hình 3.39).



Hình 3.39. Các bước tiến hành xác định khối lượng trái xoài

Bước 1: Kết hợp giữa cảm biến và Loadcell

Phía trên Loadcell được bố trí 1 cảm biến hồng ngoại để phát hiện vật. Khi trái xoài đi đến cảm biến phát hiện trả tín hiệu về Visual, đồng thời lúc này Loadcell phía dưới cũng tiến hành cân các giá trị của trái xoài với tốc độ 10ms. Để có được khối lượng trái xoài, tiến hành xây dựng phương trình tính toán khối lượng xoài dựa vào các

kết quả thực tế thu được từ thực nghiệm. Sau khi nhận tín hiệu Analog trả về từ Loadcell, PLC thực hiện tính toán theo phương trình được xác định.

Thực nghiệm trên 100 trái xoài (được đánh dấu mỗi trái và cho chạy 10 lần (vòng) để kiểm tra sự ổn định hệ thống, lấy giá trị trung bình mỗi trái), dữ liệu thử nghiệm dựa vào giá trị xử lý số liệu thực nghiệm thì được coi là đạt [9], với kết quả thu được thực tế (Bảng 3.2).

Bảng 3.2. Kết quả so sánh giữa cân khối lượng xoài thực tế với băng tải

STT	Khối lượng thực tế cân được (y)	Khối lượng khi cân với băng tải $v = 4,21 (v/p) (x)$
1	410.4543	329.5663
2	469.9725	382.7528
3	323.1496	243.6132
4	551.0186	459.2086
5	442.9044	356.4762
6	432.1404	348.2459
7	451.4862	367.7153
...
98	399.6903	316.5863
99	393.7589	313.2621
100	469.9725	383.5443

Từ kết quả trên bảng, dễ dàng nhận thấy rằng khối lượng khi cân trên băng tải động sẽ luôn nhỏ hơn khối lượng gốc một giá trị nào đó. Vì kết quả có sự sai số chênh lệch khá cao, tiến hành điều chỉnh các bộ phận như băng tải, cảm biến hay Loadcell và điều chỉnh cơ cấu điều khiển trên hệ thống sao cho sai số giảm xuống mức cho phép.

Kết quả được đưa vào Excel để tính, mối quan hệ giữa 2 đại lượng này (khối lượng gốc và khối lượng cân trên băng tải) có quan hệ tuyến tính với nhau theo phương trình bậc nhất (3.8).

$$y = a.x + b \quad (3.8)$$

Trong đó:

y là khối lượng trái xoài cần tính

x là khối lượng trái oài khi cân băng tải

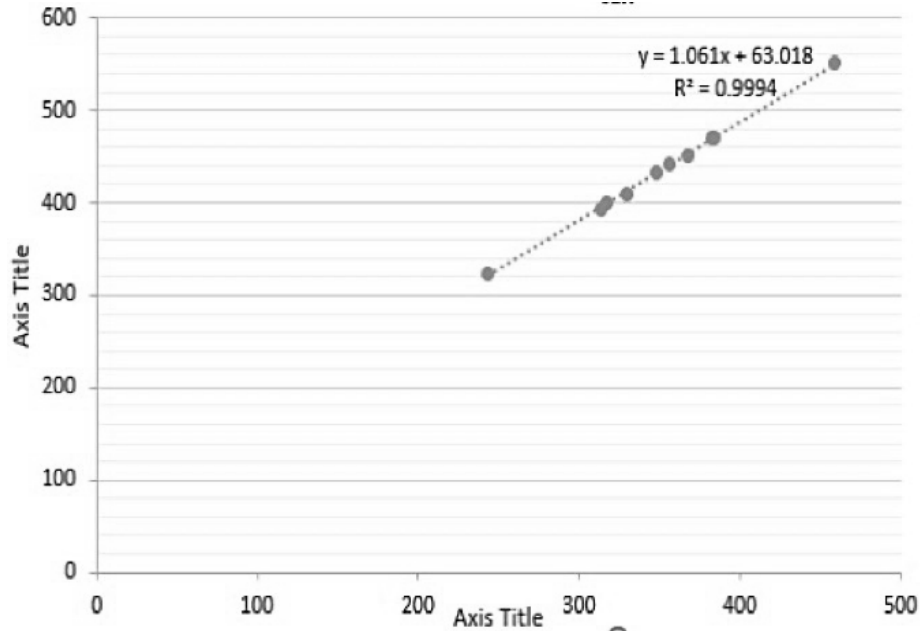
a, b là hệ số

Hệ số a, b được xác định bằng các hàm SLOPE (tìm hệ số a), INTERCEPT (tìm hệ số b). Lệnh xác định:

a = SLOPE (các giá trị y, các giá trị x) = 1.060952497

b = INTERCEPT (các giá trị y, các giá trị x) = 63.01837755

Phương trình cần tìm: $y = 1,060952497 \cdot x + 63,01837755$ (3.9)



Hình 3.40. Biểu đồ liên hệ giữa khối lượng thực tế và khối lượng cân bằng tải

Từ Hình 3.40, tìm được phương trình (3.9) và xây dựng theo khối trong PLC để tiến hành tính toán ra khối lượng chính xác. Kết quả sai số (Bảng 3.3).

Bảng 3.3. Sai số tính khối lượng xoài thực tế và tính bằng phương trình

STT	Khối lượng thực tế	Khối lượng tính bằng phương trình	Sai số
1	410.4543	412.6726	-2.21827
2	469.9725	469.1009	0.8716
3	323.1496	321.4804	1.6692
4	551.0186	550.2169	0.8017
5	442.9044	441.2227	1.6817
6	432.1404	432.4907	-0.3507
7	451.4862	453.1468	-1.6604
...
98	399.6903	398.9014	0.7889
99	393.7589	395.3746	-1.6153
100	469.9725	469.9407	0.0318

Sai số trung bình $\Delta\delta = \pm 2 \text{ gam} \rightarrow$ sai số chấp nhận được.

Suy ra: Phương trình hợp lý.

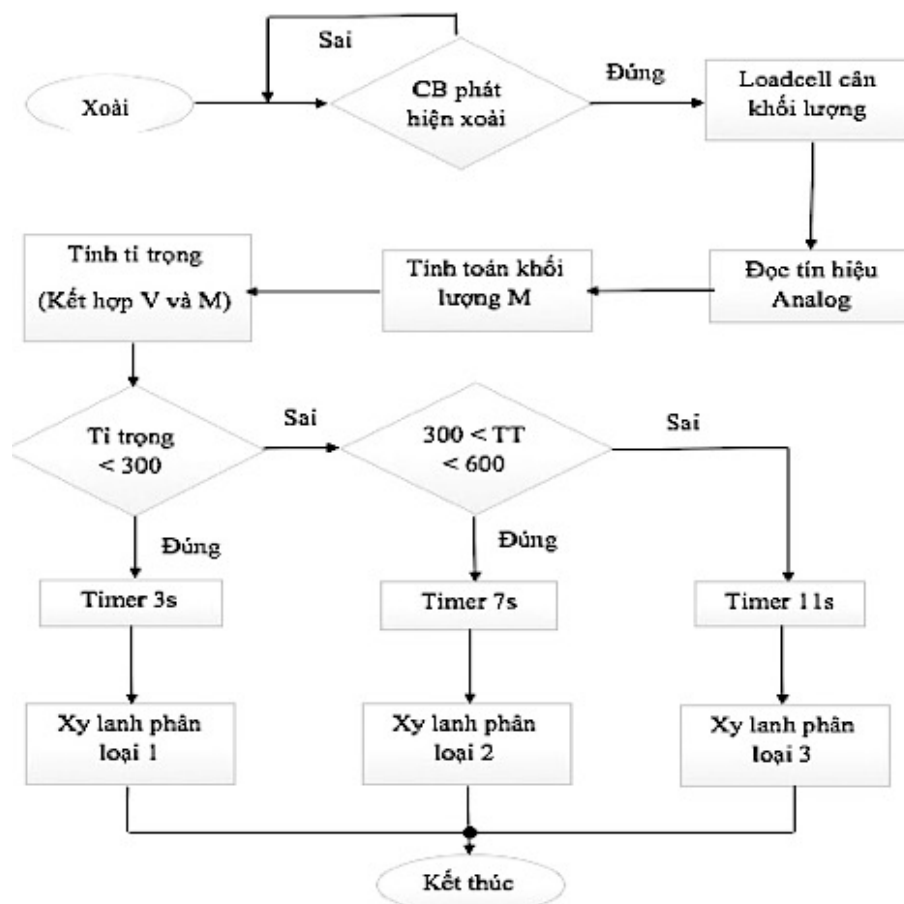
Bước 2: Tạo mảng giá trị trên Visual Studio. Các giá trị khối lượng tính toán được từ tín hiệu Loadcell trả về được tập hợp tạo thành một mảng các giá trị khối lượng khác nhau bắt đầu khi cảm biến phát hiện xoài, khi trái xoài qua hết khối vùng quét của cảm biến thì lúc này mảng ngừng nhận giá trị từ Loadcell.

Bước 3: Tính ra được khối lượng trái xoài

Từ mảng vừa được tạo phía trên, dùng hàm chọn ra giá trị lớn nhất, lúc này giá trị đó chính là khối lượng cần tìm của trái xoài.

3.6. Cơ cấu phân loại xoài ra từng loại

Hệ thống xử lý ảnh có nhiệm vụ tiếp nhận xoài từ bộ phận cấp xoài, di chuyển và chụp hình toàn bộ bề mặt của trái xoài, sau đó tiến hành xử lý tính khối lượng, tính tỷ trọng (theo thể tích và khối lượng) và phân loại ra từng loại 1, 2 và 3 (Hình 3.41).



Hình 3.41. Lưu đồ giải thuật cơ cấu phân loại xoài ra từng loại

Tỷ trọng trái xoài: chính là mật độ khối lượng trên một đơn vị thể tích của trái xoài, được xác định bằng thương số giữa khối lượng trái và thể tích trái, được tính trong (3.8).

Các bước tiến hành phân loại xoài: Tính giá trị tỷ trọng và phân loại sản phẩm.

Bước 1: Tính giá trị tỷ trọng. Sau khi hoàn tất việc nhận giá trị khối lượng từ Loadcell trả về tính toán cho ra kết quả khối lượng thực tế, lúc này PLC sẽ liên kết với C# truy xuất vào vùng nhớ chứa giá trị thể tích đã được lưu trong mảng ở phần bảng tải tính toán xử lý ảnh và tính thể tích, kết hợp với giá trị khối lượng xác định ra giá trị tỷ trọng theo công thức (3.10).

$$D = \frac{M}{V} \text{ (gam/ml)} \quad (3.10)$$

Trong đó:

D là tỷ trọng của trái xoài (gam/ml)

M là khối lượng của trái xoài (gram)

V thể tích của trái xoài (mililit)

Từ kết quả tỷ trọng vừa mới tính toán được, căn cứ theo tiêu chuẩn xoài để đưa sang cơ cấu phân loại.

Bước 2: Phân loại sản phẩm. Xoài sẽ được chia ra làm 3 loại tương ứng với các tiêu chuẩn khác nhau (khối lượng, thể tích). Được phân ra bằng các xy lanh đẩy xoài vào các thùng chứa tương ứng đặt trước xy lanh đẩy. PLC sau khi nhận được tín hiệu xử lý đưa về sẽ kích hoạt Timer đếm thời gian cho xy lanh đẩy phân loại. Timer sẽ có các giá trị là 3s, 7s, 11s tương ứng với các xy lanh phân loại loại 1, 2 và 3. Các giá trị thời gian này được xác định dựa vào việc tìm khoảng cách của vị trí trái xoài sau khi cân đến vị trí các xy lanh, ước lượng ra thời gian tương ứng.

Kết quả của cơ cấu cân khối lượng và phân loại xoài: xoài sẽ được phân loại theo khối lượng ra từng loại vào các khay đựng (hoặc thùng chứa) theo như mong muốn.

3.7. Kết quả phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và khuyết tật sử dụng xử lý ảnh

Trong chương II, khi hoàn thành hệ thống phân loại xoài theo khối lượng thì đến chương III này đã thực hiện ứng dụng công nghệ xử lý ảnh thành công lên hệ thống phân loại xoài. Ứng dụng công nghệ xử lý ảnh lên hệ thống phân loại để tìm ra phương pháp phân loại xoài theo khuyết tật và thể tích. Thiết lập phương trình phụ thuộc (3.5) và tìm ra phương pháp thống kê (theo thể tích) cho kết quả sai số xoài là thấp nhất nên sử dụng phương pháp này cho hệ thống.

Xây dựng thuật toán điều khiển và bằng phương pháp nội suy để tìm ra phương trình tuyến tính bậc 1 (3.8). Từ phương trình vừa tìm được, xây dựng theo khối trong PLC

để tiến hành tính toán ra khối lượng chính xác, kết quả tìm ra sai số khối lượng nhỏ nhất (< 2 gram) nên phương pháp này được áp dụng lên hệ thống phân loại.

Khi tính được thể tích và khối lượng, dựa vào công thức tính tỷ trọng (3.10), tìm ra được tỷ trọng của trái xoài (tỷ trọng trái xoài cho phép từ 1.0 -1.1) và sử dụng cơ cấu để phân loại xoài ra loại 1, 2 và 3.

3.8. Kết luận

Hệ thống phân loại sử dụng công nghệ xử lý ảnh cho kết quả phân loại đạt kết quả theo yêu cầu. Tuy nhiên, phần xử lý ảnh vẫn cho kết quả sai số nhỏ, thông qua việc trích xuất hình ảnh những quả xoài có khuyết tật mờ, hoặc các vùng khuyết tật chưa xác định. Để khắc phục hiện tượng này, nghiên cứu sẽ sử dụng phương pháp mô hình dự đoán độ chính xác xoài theo màu sắc khuyết tật một cách triệt để lên hệ thống phân loại, được đề xuất trong phần tiếp theo chương IV.

Vì vậy, ở chương III này sẽ tìm ra phương pháp xác định khối lượng, thể tích và khuyết tật trái sử dụng công nghệ xử lý ảnh. Từ đó xác định được khối lượng, thể tích và khuyết tật trái theo tiêu chuẩn xoài đặt ra trên hệ thống phân loại. Tuy nhiên hệ thống phân loại này chỉ đánh giá được chất lượng bên ngoài trái xoài, chưa xác định được chất lượng bên trong trái và xuất hiện sai số trong phân loại. Để đánh giá được chất lượng bên trong trái xoài phải dùng một phương pháp khác ngoài xử lý ảnh, đó là sử dụng AI lên hệ thống phân loại trên, sẽ được đề cập trong chương IV.

❖ *Kết quả phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và khuyết tật ứng dụng xử lý ảnh đã được đăng 2 bài báo quốc tế có chỉ số, trong đó có 1 bài Scopus (Phụ lục 2,3).*

CHƯƠNG IV: HỆ THỐNG PHÂN LOẠI XOÀI SỬ DỤNG CÔNG NGHỆ XỬ LÝ ẢNH KẾT HỢP TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

Trong chương III khi hoàn thành hệ thống phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và khuyết tật trái sử dụng công nghệ xử lý ảnh. Hệ thống phân loại này chỉ đánh giá được chất lượng bên ngoài trái xoài và hệ thống xử lý ảnh cũng xảy ra sai số do các vết khuyết tật mờ hoặc chưa xác định được. Giải pháp là kết hợp đánh giá được chất lượng bên trong trái thì cần phải ứng dụng AI vào giải thuật cũng như bài toán xác định đến chất lượng của trái xoài. Đến chương IV này tiếp tục nghiên cứu hệ thống phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI để phát triển hệ thống phân loại xoài ở chương III (*Hình 1.32*). Với hệ thống phân loại này, ngoài hệ thống xử lý ảnh, sẽ được kết hợp với thị giác máy tính và mạng thần kinh nhân tạo để phân loại chính xác các khuyết tật và dự đoán độ Brix xoài. Sử dụng 4 phương pháp mô hình LDA, SVM, KNN và RF để phân loại xoài chính xác. Ngoài ra ứng dụng mạng thần kinh FFNN dự đoán chính xác đầu ra độ Brix xoài.

4.1. Khái quát hệ thống phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI

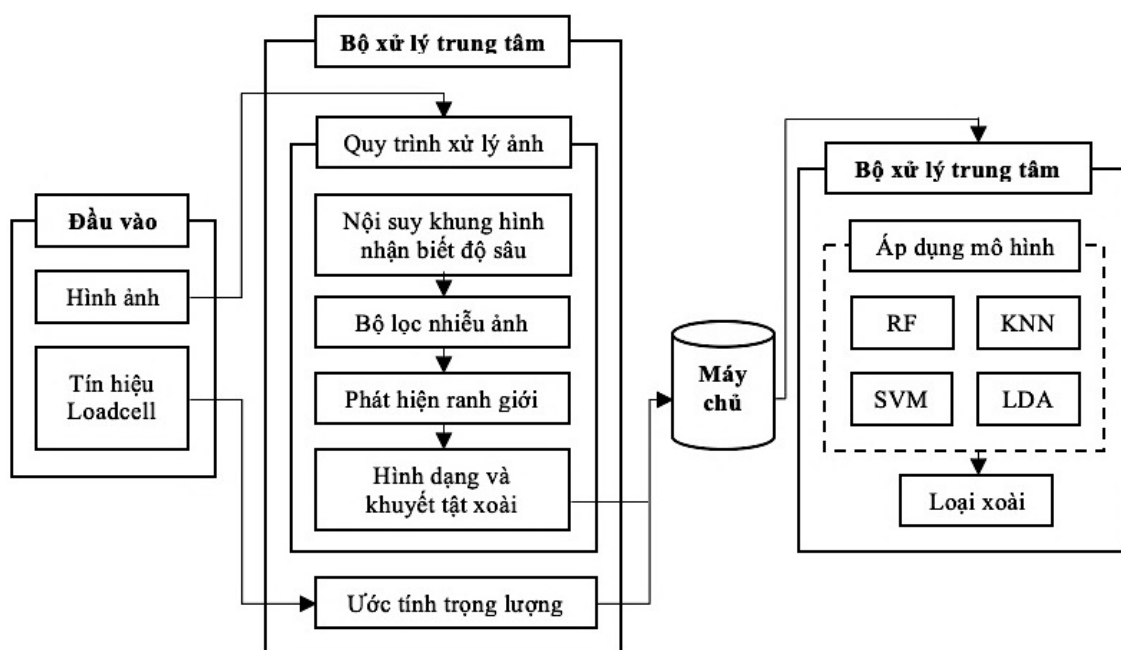
Nghiên cứu đề xuất một hệ thống phân loại xoài dựa trên công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI. Trong các thí nghiệm, một camera được sử dụng để ghi lại các tính năng bên ngoài của xoài. Bên cạnh đó, một thuật toán sẽ được triển khai cho các loại trái cây khác nhau. Máy ảnh không chỉ chụp kích thước, màu sắc, hình dạng mà còn kết hợp trọng lượng để phân loại chất lượng bên trong. Hệ thống phân loại có độ chính xác tốt bằng máy học và là một công cụ mạnh mẽ để nhận biết và phân loại các loại trái cây dựa trên các mẫu được thu thập từ máy ảnh và tải trọng. Bên cạnh đó, mục đích của nghiên cứu này cũng là sử dụng một bộ dữ liệu nhỏ và kiểm tra cách máy học hiệu quả có thể được áp dụng để có được kết quả có ý nghĩa. Hơn nữa, một bộ dữ liệu nhỏ hơn buộc phải thử nghiệm các kỹ thuật tăng cường khác nhau. Máy học được giám sát là quá trình học tập từ rất nhiều dữ liệu được dán nhãn trước đó, sau đó đưa ra dự đoán về các trường hợp trong tương lai. Hoặc cũng được hiểu là các tính năng dự đoán và nhãn tương ứng được sử dụng để xây dựng mô hình có thể dự đoán

nhãn lớp tự động. Loại xoài được xác định bởi một số tính năng dựa trên một tiêu chuẩn được chấp nhận và thường được sử dụng. Sử dụng nhiều tính năng của xoài để phân loại xoài được gọi là Multiclass Classification (MC), đây là một nhiệm vụ phân loại sử dụng nhiều hơn hai lớp. Trong trường hợp này, mỗi lớp là một loại xoài. Do đó, áp dụng thuật toán MC của máy học có giám sát là rất phù hợp. Có nhiều thuật toán học tập cho các vấn đề phân loại đa lớp. Nhưng mỗi cái đều có ưu điểm và nhược điểm. Lựa chọn các mô hình và nền tảng chiếm dụng là một bước quan trọng.

Ngoài các nghiên cứu ở phần tổng quan thì có nhiều nghiên cứu khác có hiệu quả trong phân loại trái cây trước đây như Support Vector Machine (SVM) [90,91,95], Discriminant Analysis (DA) [92,93,96], Random Forest (RF) [98], K_Nearest Neighbors (KNN) [99]. Trong nghiên cứu này, các thí nghiệm được đề xuất với bốn phương pháp máy học như SVM, DA, KNN và RF. Kết quả của các thí nghiệm được chỉ ra rằng chúng cho độ chính xác cao hơn sau khi phân tích so với các phương pháp được sử dụng trước đó.

Hệ thống phân loại xoài bao gồm hai phần chính là phần xử lý hình ảnh kết hợp AI và hệ thống điều khiển phân loại. Hệ thống xử lý hình ảnh sẽ chịu trách nhiệm xử lý hình ảnh, trích xuất ba tính năng của xoài bao gồm chiều cao, chiều rộng và khuyết tật. Trong phần này, xoài được chuyển vào buồng xử lý ảnh bằng hệ thống băng tải con lăn. Trong quá trình chuyển động, những trái xoài được xoay quanh trục của chúng và chụp ảnh ở mọi góc độ. Các hình ảnh chụp được chuyển đến bộ xử lý trung tâm để phân tích và lưu trữ dữ liệu. Ngoài các tính năng của xoài có nguồn gốc từ hình ảnh của hệ thống, bộ dữ liệu cũng kết hợp trọng lượng của xoài được đo thông qua băng tải nằm trong hệ thống phân loại. Hệ thống phân loại, sau khi nhận được dữ liệu đầu vào, sẽ phân tích chuyển đổi dữ liệu phi cấu trúc thành dữ liệu có cấu trúc và lưu trong một tập dữ liệu mới bao gồm chiều cao, chiều rộng, khuyết tật và trọng lượng tương ứng là các tính năng của xoài. Dữ liệu trích xuất sẽ được sử dụng để huấn luyện các mô hình máy học đã được đề cập trong phần giới thiệu của nghiên cứu. Sau khi có được các mô hình máy học đã được huấn luyện trước, hệ thống phân loại chỉ cần phân tích dữ liệu phi cấu trúc thành dữ liệu có cấu trúc và đưa vào các

mô hình máy học để dự đoán kết quả. Kết quả của loại xoài được chuyển đến bộ phận phân loại và bắt đầu phân loại xoài một cách dễ dàng và nhanh chóng. Toàn bộ quá trình truyền và nhận dữ liệu được thực hiện thông qua máy chủ để đảm bảo tất cả dữ liệu được lưu giữ một cách tốt nhất.

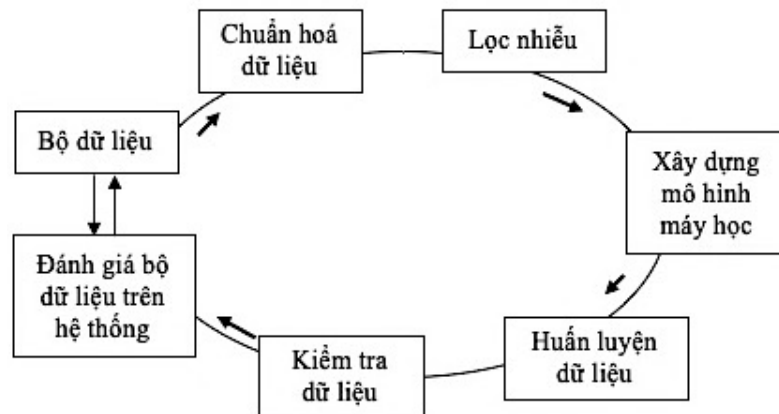


Hình 4.1. Các quy trình vận hành của hệ thống phân loại xoài

Trong hệ thống phân loại xoài, các mô hình học tập có giám sát đã được chọn để áp dụng vì đây là những mô hình đơn giản và phổ biến trong phân loại đã được đánh giá là có hiệu quả trong một số nghiên cứu khác nhau về phân loại trái cây bằng AI. Các mô hình học tập có giám sát này rất đơn giản và cần ít tài nguyên vận hành, do đó mang lại lợi thế về thời gian xử lý cho hệ thống. Máy học được sử dụng để huấn luyện, xử lý dữ liệu hiệu quả hơn dựa trên các thuật toán và mô hình thống kê. Trong nghiên cứu này, áp dụng máy học được thực hiện để chấm điểm và phân loại xoài bằng cách học từ dữ liệu. Một thuật toán máy học có giám sát được sử dụng với sự hỗ trợ bên ngoài. Tập dữ liệu đầu vào được chia thành dữ liệu kiểm tra, xác nhận và huấn luyện. Máy học có giám sát là thuật toán tạo ra một hàm ánh xạ dữ liệu đầu vào thành đầu ra mong muốn, phù hợp với các vấn đề phân loại. Thuật toán máy học có giám sát từ các bộ dữ liệu huấn luyện để phân loại xoài thành các nhóm khác nhau dựa trên các tiêu chuẩn mong muốn. Tất cả các thuật toán máy học một số loại mẫu

từ tập dữ liệu huấn luyện và áp dụng chúng vào tập dữ liệu thử nghiệm để dự đoán hoặc phân loại. Bốn thuật toán máy học được giám sát nổi tiếng nhất được thảo luận bao gồm LDA, SVM, KNN và RF. Quá trình hình ảnh sắp xếp xoài bằng máy học được mô tả trong sơ đồ của *Hình 4.1*.

4.2. Chuẩn bị dữ liệu cho quá trình chấm điểm



Hình 4.2. Sơ đồ quá trình chuẩn bị bộ dữ liệu xoài

Bộ dữ liệu bắt đầu được sử dụng để huấn luyện các mô hình dự đoán phải thực sự chính xác (accuracy và precision) và đa dạng (*Hình 4.2*). Càng nhiều dữ liệu có sẵn cho huấn luyện mô hình dự đoán, mô hình càng chính xác. Do đó, Đo lường và thu thập dữ liệu của nghiên cứu diễn ra bất cứ lúc nào khi thu hoạch xoài. Dữ liệu xoài được thu thập dựa trên các phép đo thực tế. Mỗi chiều được đo nhiều lần. Sau đó, giá trị trung bình của các phép đo (\bar{A}) được tính theo công thức dưới đây. Trong đó n là số phép đo, giá trị trung bình (\bar{A}) được tính bằng công thức (4.1).

$$\bar{A} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i}{n} \quad (4.1)$$

Sai số tuyệt đối ở mỗi phép đo được cho bởi (4.2).

$$\Delta A_i = |\bar{A} - A_i| \quad (4.2)$$

Và sai số tuyệt đối trung bình được xác định trong (4.3).

$$\overline{\Delta A} = \frac{\sum_{i=1}^n \Delta A_i}{n} \quad (4.3)$$

Trong đó, ΔA là lỗi ngẫu nhiên. Sai số hệ thống $\Delta A'$ do dụng cụ đo và sai số ngẫu nhiên gây ra, do đó sai số tuyệt đối là $\Delta \bar{A}$. Vì vậy, sai số tương đối $\Delta A = \Delta \bar{A} + \Delta A'$ được đưa ra bởi (4.4).

$$\delta A = \frac{\Delta A}{A} \cdot 100\% \quad (4.4)$$

Mọi phép đo đều có sai số. Nếu phép đo được sử dụng để ước lượng các đại lượng khác, sai số tích lũy sẽ được tạo ra theo (4.5).

$$B = F(x_1, x_2, \dots, x_n) \Leftrightarrow \ln(B) = \ln(F(x_1, x_2, \dots, x_n)) \quad (4.5)$$

Trong đó số biến trong hàm F và B là đại lượng cần đo từ n biến. Lỗi cũng có thể được viết trong (4.6).

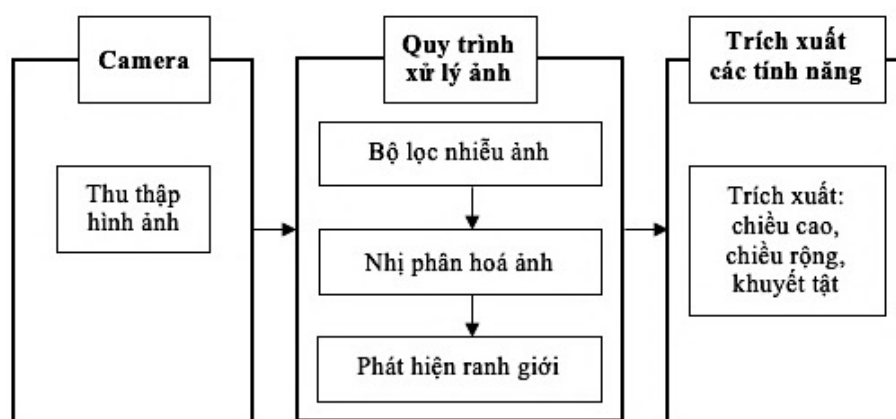
$$\Delta B = \sum_{i=1}^n \Delta x_i \quad (4.6)$$

Tất cả các mẫu đã được đo và ghi lại cẩn thận. Từ bản ghi, cần tìm một giá trị sai số trong mỗi trái xoài và sau đó tìm sai số tuyệt đối của tất cả các trái xoài trong một tính năng cụ thể.

4.3. Hệ thống phân loại xoài sử dụng thị giác máy

Trong chương III đã thiết lập hệ thống phân loại xoài theo thống phân loại xoài theo màu sắc, khối lượng và thể tích. Trong chương này, thị giác máy sẽ được áp dụng để phân tích hình ảnh nhìn thấy được. Nghiên cứu này bao gồm 3 bước: Trong bước đầu tiên, đó là quá trình ghi ảnh, trong đó hình ảnh được thu nhận từ buồng xử lý hình ảnh thông qua hệ thống băng tải con lăn. Từ bên trong buồng xử lý hình ảnh được niêm phong và chiếu sáng, hình ảnh của xoài được chụp và lưu lại. Trong bước thứ hai, hình ảnh được chụp trải qua nhiều bước xử lý như tăng khung hình/giây fps (khung hình trên giây), bộ lọc nhiễu hình ảnh, phát hiện cạnh và theo dõi ranh giới. Cuối cùng, bước thứ ba là một quá trình mà chiều cao, chiều rộng và khuyết tật được trích xuất và tổng hợp thành một tập dữ liệu. Nghiên cứu [98] cho thấy một cái nhìn khách quan về tính chính xác của phương pháp ngưỡng. Phương pháp ngưỡng được

sử dụng để chuyển đổi ảnh màu thành ảnh nhị phân, sau đó ảnh được xử lý thông qua chuỗi xử lý hình ảnh. Xử lý hình ảnh được thực hiện trên mỗi khung hình. Các khung được lọc để phát hiện nhiễu, phát hiện cạnh và theo dõi ranh giới từ đó các tính năng của xoài có thể được trích xuất [103]. Cấu trúc của phần cứng cũng như buồng hình ảnh được thiết lập dựa trên năng suất cần thiết của hệ thống, do đó dòng xoài di chuyển phải được xử lý liên tục trong quá trình xoài được phân loại. Vì vậy, trích xuất tính năng xoài sẽ được thực hiện theo quy trình sau như *Hình 4.3*.



Hình 4.3. Khung xử lý ảnh trong hệ thống phân loại xoài

Trong quá trình di chuyển xoài trong buồng chụp ảnh, hình ảnh của xoài được trả lại cho bộ xử lý trung tâm liên tiếp. Vấn đề là hệ thống cần xử lý liên tục trong một thời gian nhất định để xoài được xử lý trực tiếp trên ảnh. Thủ tục trực tiếp trên chuỗi hình ảnh có nghĩa là mỗi khung hình gần như được xử lý. Vì vậy, tốc độ khung hình (khung hình/giây) là một yếu tố chính ảnh hưởng đến độ chính xác của xử lý. Độ chính xác tỷ lệ thuận với sự gia tăng của khung hình/giây. Do đó, sử dụng thuật toán làm tăng số khung hình/giây nhiều hơn máy ảnh có thể đáp ứng là một lựa chọn phù hợp. Trong nghiên cứu này, việc phát hiện các khuyết tật và tính toán tổng khuyết tật trên xoài đòi hỏi một số lượng lớn khung hình mỗi giây, do đó phép nội suy khung hình video nhận biết được sử dụng để đảm bảo ước tính sai số thấp nhất [100]. Khung mới sẽ được tạo từ hai khung liên kề. Dựa trên phương pháp này, giá trị của khung hình/giây có thể tăng lên ít nhất gấp đôi, giá trị khung hình/giây có thể tăng tùy thuộc vào giá trị khung hình/giây cần làm việc. Khung mới f_i được tổng hợp từ 2 khung liên tiếp ($f_i - 1, f_i + 1$) bằng phép nội suy dòng thời gian tùy ý [101]. Để tìm khung trung gian f_i , dựa vào buồng hình ảnh từ hình ảnh chụp và hình ảnh được đưa ra trong (4.7) và (4.8).

$$\hat{f}_{i \rightarrow i+1} = (1-i)^2 f_{(i-1) \rightarrow (i+1)} - i(1-i) f_{(i+1) \rightarrow (i-1)} \quad (4.7)$$

$$\hat{f}_{i \rightarrow i-1} = -i(1-i) f_{(i-1) \rightarrow (i+1)} + i^2(1-i) f_{(i+1) \rightarrow (i-1)} \quad (4.8)$$

Sau khi các khung được tạo, lọc nhiễu hình ảnh là một bước quan trọng. Hình ảnh được chụp trong môi trường nhiễu ánh sáng với không gian kín, nhưng nhiễu là không thể tránh khỏi. Một trong những phương pháp để tinh chỉnh hình ảnh là bộ lọc Gaussian [96]. Hình ảnh được lọc nhiễu và tìm ranh giới của đối tượng. Một ma trận lọc hình ảnh (Kernel). Ma trận Kernel sẽ trượt trên từng hàng của hình ảnh và nhân với từng vùng của hình ảnh, pixel trung tâm là tổng của kết quả. With μ có nghĩa và phương sai là phân phối Gaussian (4.9).

$$G(x, y) = Ae^{-\frac{(x-\mu_x)^2}{2\sigma_x^2} - \frac{(y-\mu_y)^2}{2\sigma_y^2}} \quad (4.9)$$

Sau khi lọc các khung, bước tiếp theo là giảm số lượng kích thước của hình ảnh để nhận ra trái xoài mong muốn. Hình ảnh nhị phân là phương pháp được chọn, từ hình ảnh màu với ba chiều đỏ, lục, lam được chuyển đổi thành các giá trị của [0...255]. Tùy thuộc vào màu sắc của xoài trong ngưỡng màu mà chuyển đổi thành hình ảnh nhị phân phù hợp nhất. Hình ảnh đầu vào là hình ảnh thang độ xám được ký hiệu là $i_g(i, j)$, hình ảnh đầu ra là hình ảnh nhị phân được ký hiệu là $i_b(i, j)$ và c là một ngưỡng. Trọng số của mức xám được xác định theo (4.10).

$$\sigma_w^2(t) = q_1(t)\sigma_1^2 + q_2(t)\sigma_2^2 \quad (4.10)$$

Trong đó, tổng số pixel có mức xám i^{th} , xác suất của q_1 và q_2 được trình bày trong (4.11) và (4.12).

$$q_1(t) = \sum_{i=1}^t P(i) \quad (4.11)$$

$$q_2(t) = \sum_{i=t+1}^I P(i) \quad (4.12)$$

Giá trị trung bình μ_1 và μ_2 của các xác suất q_1 và q_2 được tính bằng (4.13) và (4.14).

$$\mu_1(t) = \frac{\sum_{i=1}^t iP(i)}{q_1(t)} \quad (4.13)$$

$$\mu_2(t) = \frac{\sum_{i=t+1}^I iP(i)}{q_2(t)} \quad (4.14)$$

Từ phương trình (11-14), phương sai được tính là (4.15) và (4.16).

$$\sigma_1^2(t) = \sum_{i=1}^t [i - \mu_1(t)]^2 \frac{P(i)}{q_1(t)} \quad (4.15)$$

$$\sigma_2^2(t) = \sum_{i=t+1}^I [i - \mu_2(t)]^2 \frac{P(i)}{q_2(t)} \quad (4.16)$$

Giá trị cường độ ánh sáng ở một pixel $I(x,y)$ và $INP(x,y)$ là cường độ của pixel trên nhị phân, $0 < x < \text{Chiều cao}$ và $0 < y < \text{Chiều rộng}$. Phương pháp ngưỡng được sử dụng để phát hiện ngưỡng màu của xoài. Các giá trị vượt quá giá trị ngưỡng được đặt thành 1 và ngược lại các giá trị bên trong giá trị ngưỡng được đặt thành 0. Đầu vào của phương thức là hình ảnh màu xám và giá trị ngưỡng.

Từ hình ảnh nhị phân, các cạnh của đối tượng được tô sáng, sau đó điều còn lại là kết nối các điểm đó để tạo thành ranh giới của đối tượng. Có nhiều phương pháp phát hiện cạnh như phương pháp đại số và hình học, những phương pháp đại số cho kết quả không ổn định, vì vậy nên sử dụng phương pháp hình học dựa trên phương trình vi phân hình học một phần. Để hiểu rõ hơn về các thuật toán trong [103], một mô tả ngắn gọn được đưa ra. Một mô hình đáp ứng nguyên tắc tối đa và cho phép phân tích toán học nghiêm ngặt đã được sử dụng một cách hiệu quả. Thuật toán tìm đường viền của các đối tượng được thực hiện bằng hai phương pháp toán học và hình học. Thuật toán của phương pháp sẽ được tóm tắt trong phần này. Để có thể theo dõi các ranh giới của một đối tượng, các pixel biên của đối tượng phải được phát hiện và nội suy. Các pixel ở ranh giới của đối tượng được nội suy thành các đường cong theo (4.17).

$$E_{\text{int}} = \int_0^1 (\alpha |v'(t)|^2 + \beta |v''(t)|^2) dt \quad (4.17)$$

Trong đó, $v(x) = (x(s), y(s))$, $s \in [0, 1]$, $\alpha > 0$ và $\beta > 0$ là các yếu tố ảnh hưởng đến hệ số đàn hồi và độ cứng của đường cong.

Bên cạnh đó các cạnh được phát hiện dựa trên (4.18).

$$E_{\text{ext}} = -\lambda \int_0^1 |\nabla I(v(t))| dt \quad (4.18)$$

Trong đó, $I(v(t))$ là đường cong lớn nhất có thể. Kết hợp cả hai công thức trên, phát hiện cạnh và theo dõi ranh giới được hiển thị qua (4.19).

$$E(v, \alpha, \beta, \lambda) = \int_0^1 (\alpha |v'(t)|^2 + \beta |v''(t)|^2) dt - \lambda \int_0^1 |\nabla I(v(t))| dt \quad (4.19)$$

Trong phần trên, các phương pháp xử lý ảnh được mô tả để trích xuất kích thước xoài một cách dễ dàng và nhanh chóng thông qua một loạt các phương pháp và thuật toán hiệu quả.

4.4. Trích xuất các tính năng bên ngoài hình ảnh xoài

Các hình ảnh được phân đoạn với mức 0 cho khu vực pixel của xoài và 1 cho khu vực pixel còn lại trong mỗi khung hình. Nhiệm vụ tiếp theo là tính diện tích của các pixel theo kích thước thực tế. Đây là bước ảnh hưởng lớn đến tính chính xác của quy trình. Với hình ảnh nhị phân, vùng pixel có thể được ước tính là kích thước thực tế bằng cách sử dụng (4.20).

$$L = KA_{\text{boundary}} \quad (4.20)$$

Độ dài L là chiều dài được ước tính, A_{boundary} là số pixel và K là hằng số, còn được gọi là tỷ lệ kích thước pixel và kích thước thực tế. Các vật thể chuyển động làm cho khoảng cách từ máy ảnh đến các vật thể thay đổi, do đó các hằng số tỷ lệ cũng bị thay đổi. Nói cách khác, tốc độ thay đổi liên tục theo khoảng cách từ máy ảnh đến đối tượng. Do đó, hệ số tỷ lệ K cần được ước tính một cách thích hợp. Với cùng độ dài ở mỗi khoảng cách tiêu cự, số pixel thể hiện độ dài đó khác nhau. Do đó, càng gần máy ảnh thì càng có nhiều pixel đại diện cho chiều dài đó. Điều đó có nghĩa là diện tích của mỗi pixel sẽ giảm khi khoảng cách giảm. Để xác định kích thước của trái xoài từ hình ảnh nhị phân có hệ số K thay đổi do chuyển động của trái xoài, hệ số tỷ lệ từ dữ liệu thực được ước tính $K \approx F$ (Độ dài). Điều này dễ dàng được nhận ra là một hàm tuyến tính vì khi số pixel tăng lên, độ dài cũng tăng lên. Vì vậy, quy hoạch tuyến tính là một lựa chọn thích hợp. Độ dài là L , số pixel trên ảnh là A và các giá trị được xem xét trên n ảnh.

Trung bình của độ dài \bar{L} được cho bởi (4.21).

$$\bar{L} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_i \quad (4.21)$$

Từ (4.20), hệ số tỷ lệ \bar{K} có thể nhận được trong (4.22).

$$\hat{K} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \cdot L_i - n\bar{A}\bar{L}}{\sum_{i=1}^n A_i^2 - n\bar{A}^2} \quad (4.22)$$

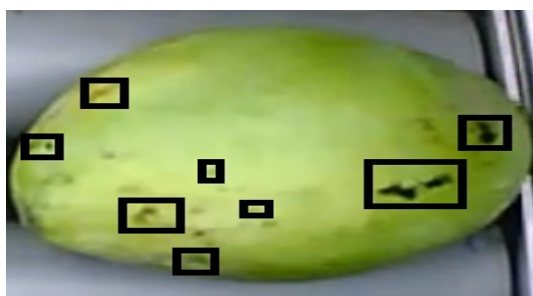
Chiều dài $\bar{L} = \bar{K}A$ được ước tính bằng công thức (21). Hệ số \bar{K} xác định được định nghĩa trong (4.23).

$$r^2 = 1 - \frac{\sum e_i^2}{\sum L_i^2 - \frac{(\sum L_i)^2}{n}} = \frac{\sum (L_i - \hat{L})^2}{\sum L_i^2 - \frac{(\sum L_i)^2}{n}} \quad (4.23)$$

Vì hệ số K được ước lượng từ các biến gần đúng, nên sai số của K được cho trong (4.24).

$$\varepsilon = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (L_i - (KA))^2 \quad (4.24)$$

Khuyết tật của xoài là những hư hỏng trên bề mặt của xoài do côn trùng hoặc va chạm trong quá trình sinh trưởng của xoài. Trong *Hình 4.4*, một số khuyết tật được hiển thị với các ranh giới của hình chữ nhật.



Hình 4.4. Các khuyết tật bề mặt xoài

Tất cả các khuyết tật trên xoài được tích lũy trên toàn bộ bề mặt xoài và sau đó đưa ra mức độ khuyết tật cuối cùng của mỗi trái xoài. Do đó, các khu vực khuyết tật của xoài trước tiên nên được phát hiện và khoanh vùng để được phát hiện hiệu quả dựa trên các khu vực cụ thể của hình ảnh nhị phân. Các khu vực khuyết tật khá nhỏ, vì vậy chúng phải được bao phủ bởi hình chữ nhật, vì vậy khu vực khuyết tật là khu vực của những hình chữ nhật đó.

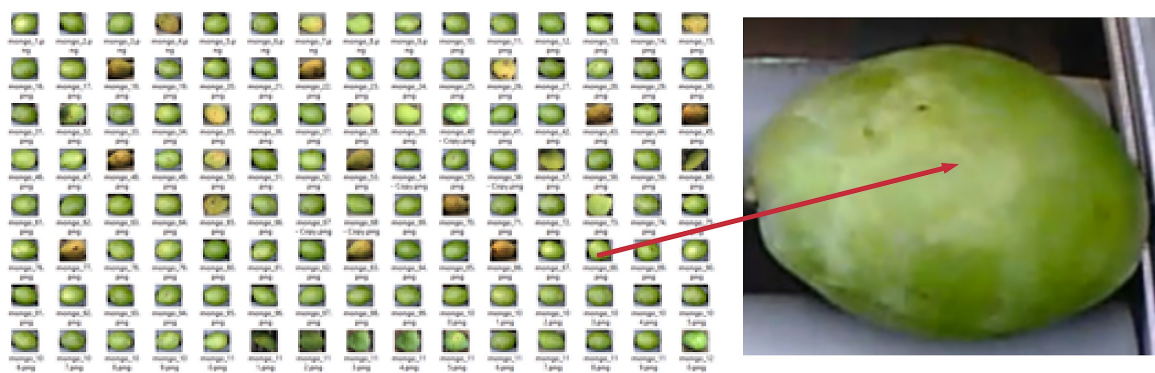
Đặt $de = \sum de_i = \sum he_i \cdot w_i$ là tổng diện tích khuyết tật và de_i là khung khuyết tật thứ i_{th} . Mỗi khung hình khuyết tật sẽ có chiều dài he_i và chiều rộng của w_i . Bởi vì cả he_i và w_i đều có lỗi ε , do đó, lỗi của khuyết tật Δde được tính theo (4.25).

$$\Delta de = \sum d_{e_i} \cdot \left(\frac{\Delta h_{e_i}}{h_{e_i}} + \frac{\Delta w_{i_i}}{w_{i_i}} \right) = \sum d_{e_i} \cdot \left(\frac{e}{h_{e_i}} + \frac{e}{w_{i_i}} \right) \quad (4.25)$$

Trong phần này, kích thước thực tế của xoài được ước tính thông qua các thuật toán được thực hiện. Dựa trên một loạt các công thức tính toán, kích thước của hình ảnh được xác định theo kích thước thực tế với sai số chấp nhận được. Quá trình ước tính được hiệu chỉnh tùy thuộc vào phần cứng của máy. Ngoài ra, các khuyết tật trên bề mặt xoài được phát hiện để xác định tổng diện tích khuyết tật.

4.5. Ước tính khối lượng và tỷ trọng của xoài

Việc ước tính khối lượng và tỷ trọng xoài phụ thuộc rất nhiều vào hình dạng của trái xoài, thay đổi theo từng vùng và từng quốc gia. Do đó, trước khi các phương pháp được trình bày, một cái nhìn tổng quan về hình dạng của xoài ở Việt Nam là cần thiết. Dữ liệu về xoài tại các vườn xoài Việt Nam được thể hiện trong Hình 4.5 là dữ liệu cho xoài Cát Chu.

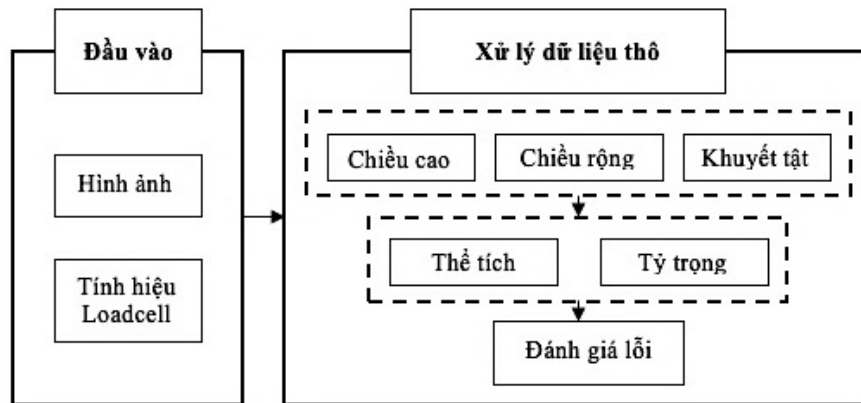


Hình 4.5. Hình ảnh xoài thu được khi chụp

Ngoài việc phân tích hình dạng của xoài thông qua hình ảnh của xoài, những mẫu xoài này cũng được cân chính xác bằng cảm biến trên băng tải để có trọng lượng.

Một thủ tục thu thập dữ liệu thô là một giai đoạn để chuẩn bị cho mô hình dự đoán. Quá trình bao gồm 3 bước. Bước đầu tiên là trích xuất chiều cao, chiều rộng và khuyết tật từ hình ảnh được chụp bằng máy ảnh. Trong bước thứ hai, chiều cao, chiều rộng và khuyết tật được kết hợp với trọng lượng để tạo ra tập dữ liệu hoàn thành. Cuối

cùng, tỷ trọng được dự đoán xấp xỉ từ các biến số chiều cao và chiều rộng. Sơ đồ của quy trình tiền xử lý để dự đoán khối lượng và tỷ trọng được hiển thị trong *Hình 4.6*.

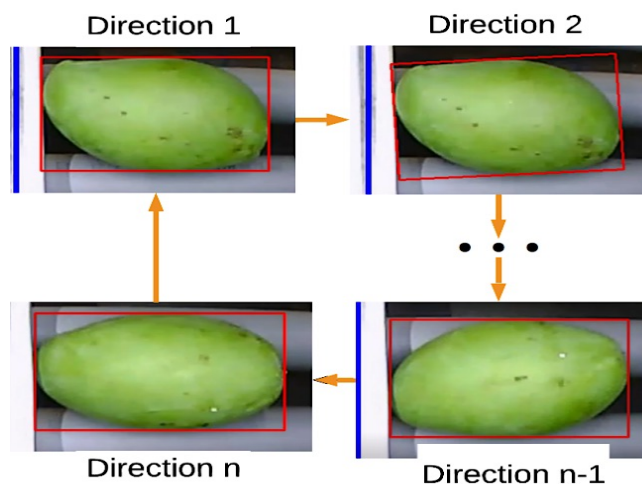


Hình 4.6. Quá trình ước tính khối lượng và tỷ trọng xoài

Tỷ trọng ảnh hưởng đến chất lượng bên trong của xoài có thể được xác định dựa trên khối lượng và trọng lượng như phương trình (3.8). Theo phân tích của phần trước, chất lượng bên trong của xoài cao nếu tỷ trọng cao hơn mức trung bình. Nếu tỷ trọng dưới mức cho phép, chất lượng của xoài sẽ giảm. Người làm vườn có thể sử dụng kinh nghiệm của họ để đánh giá chất lượng bên trong bằng cách cảm nhận xoài trong tay. Khối lượng có nhiều phương pháp xác định, tuy nhiên, quá trình sắp xếp và phân loại xoài có thể được phân tích dựa trên khối lượng xoài. Khối lượng xoài có nhiều phương pháp xác định như mô hình hóa, phân tích thống kê dựa trên kích thước hoặc trọng lượng. Khối lượng xoài được tính toán dựa trên hình ảnh hai chiều trong quá trình xử lý hình ảnh là một lựa chọn tối ưu vì phương pháp này không những không cần quá nhiều tài nguyên mà còn có thời gian xử lý nhanh. Việc xử lý hình ảnh sẽ cho một loạt hình ảnh của một trái xoài theo hướng ngẫu nhiên vì trái xoài có hình dạng phức tạp giúp xoay trên con lăn đi tới. Những hình ảnh được xử lý này cho phép trích xuất các giá trị về chiều dài và chiều rộng của xoài. Chiều dài xoài được trích từ tham số dài nhất cũng như chiều rộng trong quy trình lấy mẫu.

Trong quá trình xử lý ảnh, các hướng của xoài là ngẫu nhiên được trình bày trong *Hình 4.7*, tuy nhiên, kích thước của xoài được xác định từ một hình chữ nhật bao phủ xoài dựa trên các thuật toán xử lý ảnh. Trong một số tài liệu tham khảo có ba biến để xác định khối lượng xoài. Tuy nhiên, dựa trên các nghiên cứu khác [103],

[98] cho thấy chiều rộng (w_i) và chiều cao (h_i) có mối quan hệ với nhau, do đó, cả hai có thể được thay thế bằng hai biến như chiều rộng (w_i) và chiều cao (h_i). Kết quả thí nghiệm cho thấy phương pháp này có hiệu quả trên xoài ở Việt Nam.



Hình 4.7. Hướng của xoài trong mỗi khung

Dữ liệu thu thập được từ hình ảnh cho thấy mối quan hệ của các biến và khối lượng tùy thuộc vào hai biến là chiều cao (h_i), chiều rộng (w_i). Để xác nhận, một quy trình thực tế để đo xoài thực tế được thực hiện với các biến như chiều cao (h_i), chiều rộng (w_i) và khối lượng (V) trong n mẫu xoài. Nhiệm vụ là dự đoán khối lượng với chiều cao và chiều rộng của biến. Vì vậy, đối với phương pháp hồi quy, h_i và w_i là các biến độc lập và \hat{V} là biến phụ thuộc được tính theo (4.26).

$$\hat{V} = (h_i, w_i, b) = b_0 + b_1 h_i + b_2 w_i \quad (4.26)$$

Khi dự đoán khối lượng luôn có một lỗi ε . Gọi \hat{V} là giá trị khối lượng dự đoán và hệ số của các biến là $\hat{b}_0, \hat{b}_1, \hat{b}_2$ Phương trình dự đoán khối lượng (4.27).

$$V = b_0 + b_1 h_i + b_2 w_i + e \quad (4.27)$$

Để đánh giá độ chính xác của biểu thức hồi quy này, sẽ cần làm cho tổng các phần dư bình phương càng nhỏ càng tốt với tổng các phần dư bình phương ΔV được xác định bởi (4.28).

$$\Delta V = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (V_i - \hat{V}_i)^2 = \sum_{i=1}^n \left(V_i - (\hat{b}_0 + \hat{b}_1 h_{i1} + \hat{b}_2 w_{i1}) \right)^2 \quad (4.28)$$

Tỷ trọng thay đổi của xoài được xác định từ khối lượng và trọng lượng, tỷ trọng càng lớn, chất lượng bên trong của xoài càng cao. Chất lượng bên trong của

xoài rất quan trọng để phân loại chất lượng của xoài nhưng không được chú ý lắm trong các nghiên cứu trước đây về phân loại xoài [91-96]. Chất lượng bên trong của xoài dựa trên tỷ trọng để đưa ra đánh giá chính xác hơn so với các nghiên cứu khác. Tỷ trọng D của một trái xoài được cho trong (4.29) được ước tính bằng trọng lượng (we) có được từ hệ thống dữ liệu và khối lượng được dự đoán bởi he và wi .

$$D = \frac{\Delta D}{\Delta D} + \frac{we}{b_0 + b_1 he + b_2 wi} \quad (4.29)$$

Hàm mật độ được tính toán dựa trên we và V có lỗi trong quá trình ước tính. Vì vậy, lỗi hàm mật độ là lỗi tích lũy của we và V . Do đó, lỗi của hàm mật độ cần được xác định và kiểm soát trong phạm vi dung sai. Nếu sai số tích lũy quá lớn, đó là một ước tính xấu trong trường hợp này. Từ quan điểm đó, lỗi trọng số là Δwe và sai số thể tích là ΔV lỗi tích lũy ΔD được xác định là (4.30).

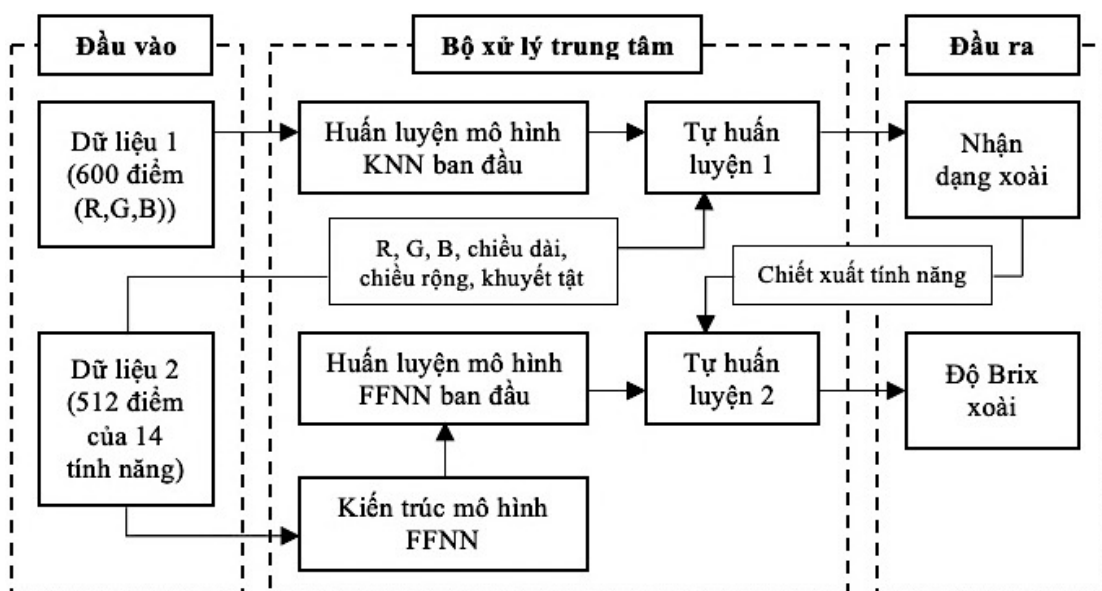
$$\Delta D = \Delta we + \Delta V = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\Delta we_i + \Delta V_i) \quad (4.30)$$

Lỗi tích lũy ΔD sẽ được bù cho các lỗi khi tính toán và ước tính tỷ trọng để đảm bảo ít sai số nhất trong các ước tính. Phần này kết thúc, khối lượng và tỷ trọng ảnh hưởng đáng kể đến chất lượng của xoài đã được ước tính bằng phương pháp hồi quy tuyến tính.

4.6. Phương pháp mô hình máy học trên hệ thống phân loại

Để nghiên cứu một hệ thống tự động dựa trên thị giác máy, nhận dạng xoài là một bài toán phân loại quan trọng. Do đó, một hệ thống tự học mới cho phương pháp KNN được đề xuất để phát hiện ngưỡng màu của xoài trong nghiên cứu này. Ngưỡng màu của xoài được tối ưu hóa bằng cách tập hợp tất cả các giá trị màu trên ảnh (bao gồm cả xoài và nền) dựa trên một tập mẫu nhỏ để huấn luyện mô hình. Mặt khác, các nghiên cứu đã chỉ ra rằng trọng lượng và tỷ trọng (trọng lượng riêng) là hai đặc điểm chính thể hiện hàm lượng của xoài (2 yếu tố ảnh hưởng nhất để đánh giá độ Brix) trong kỹ thuật kiểm tra không phá hủy (NDT). Do đó, nghiên cứu này đề xuất một mô hình kết hợp của Mạng nơ ron đa tầng nguồn cấp dữ liệu chuyển tiếp (FFNN) sử dụng thuật toán tự học để dự đoán độ Brix của xoài dựa trên các đặc điểm bao gồm độ nhám của da (khuyết tật), kích thước (chiều dài, chiều rộng), trọng lượng, mật độ (trọng lượng riêng).

Một hệ thống tự học mới cho phương pháp K-Nearest Neighbors được đề xuất để tự động phát hiện ngưỡng màu của xoài trong bài toán nhận dạng xoài. Đặt ra mô hình kết hợp của Mạng nơ-ron chuyển tiếp nguồn cấp dữ liệu nhiều lớp và thuật toán tự học để dự đoán độ Brix của xoài dựa trên mười bốn tính năng (chiều dài, chiều rộng, độ dày (chiều cao), trọng lượng, mật độ, R1, R2, R3, G1, G2, G3, B1, B2, B3).



Hình 4.8. Mô hình hệ thống tự học cho phương pháp K-Nearest Neighbors

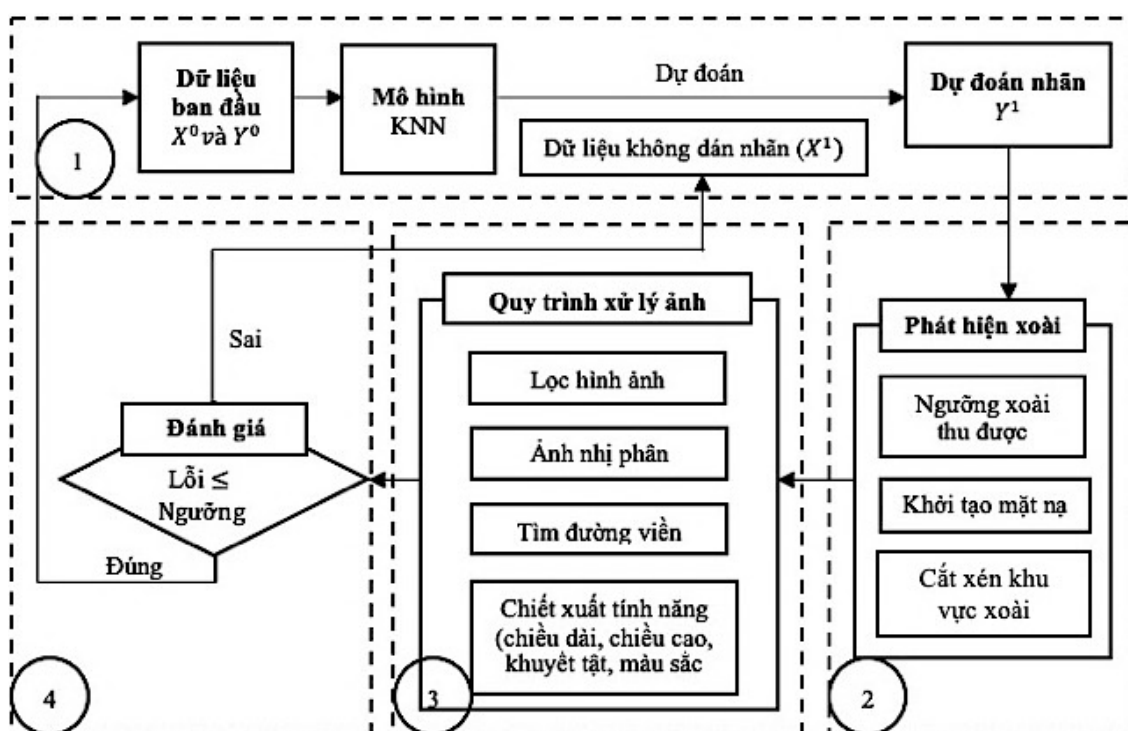
Hệ thống tự học cho phương pháp K-Nearest Neighbors được đề xuất để tự động phát hiện các giá trị màu sắc của xoài trong bài toán nhận dạng xoài (Hình 4.8). Mô hình KNN được huấn luyện lần đầu tiên dựa trên dữ liệu 1 với 600 điểm dữ liệu được gán nhãn thủ công. Sau đó, tất cả các giá trị màu chưa được gán nhãn còn lại (bao gồm xoài và nền) được tự động gán nhãn để phát hiện xoài trong ảnh bằng cách sử dụng mô hình KNN kết hợp với thuật toán tự học 1. Thuật toán tự học 1 tự động gán nhãn và cập nhật dữ liệu mới bằng cách so sánh kích thước của xoài (chiều dài, chiều rộng, khuyết tật) trong bước nhận dạng xoài với kích thước thật trong dữ liệu 2. Mô hình kết hợp của Nguồn cấp dữ liệu nhiều lớp - Forward Neural Network và thuật toán tự học để dự đoán độ Brix của xoài dựa trên các đặc điểm của mười bốn tham số (chiều dài, chiều rộng, độ dày, trọng lượng, mật độ, R1, R2, R3, G1, G2, G3, B1, B2, B3) trong dữ liệu 2. Bằng cách huấn luyện mô hình FFNN theo dữ liệu 2, Kiến trúc tốt

nhất của FFNN được xác định từ nhiều kiến trúc được đề xuất. Tiếp theo, thuật toán tự học 2 sẽ tự động gắn nhãn và cập nhật dữ liệu mới bằng cách so sánh ngưỡng lỗi.

4.6.1. Nhận biết xoài bằng phương pháp tự học

Trong phần này, hệ thống tự học cho phương pháp KNN được đề xuất để phát hiện ngưỡng màu của hình ảnh xoài được khử nét chi tiết.

Ngưỡng màu của ảnh xoài là một thông số ảnh hưởng đến độ chính xác của việc nhận dạng xoài. Tuy nhiên, không có giá trị ngưỡng màu chung cho tất cả các giống xoài. Do đó, việc nhận biết xoài vẫn phụ thuộc vào việc thử nghiệm từng quả xoài với các giá trị col-hoặc ngưỡng khác nhau để tìm ra loại phù hợp nhất. Nghiên cứu này đã đề xuất một giải thuật tự học dựa trên mô hình KNN để phát hiện xoài trong ảnh bằng cách thu thập tất cả các giá trị màu (bao gồm cả xoài và nền). Sau đó, mô hình KNN được áp dụng để phân loại các giá trị màu cho cả lớp xoài và lớp nền. Bằng cách so sánh kích thước của xoài (chiều dài, chiều rộng, khuyết tật) với kích thước thật, việc nhận dạng xoài có thể chính xác hơn nhiều.



Hình 4.9. Bốn giai đoạn của thuật toán phân loại

Thuật toán tự học trong bài toán nhận dạng xoài: tự học là một phương pháp kết hợp cho việc học bán giám sát, trong đó thuật toán sử dụng các dự đoán thay cho

các giá trị mục tiêu bị thiếu cho mô hình huấn luyện. Việc tự học nhằm mục đích liên quan đến tập hợp không được gắn nhãn X_1 để huấn luyện một bộ phân loại tốt hơn được đặt trước bởi tập hợp có nhãn X_0 . Do đó, khung đề xuất được mô tả giai đoạn của thuật toán phân loại trong *Hình 4.9*.

Các đặc điểm bên ngoài của xoài như chiều dài, chiều rộng, khuyết tật, màu sắc được trích xuất bằng một loạt các thuật toán dựa trên hình ảnh diện tích xoài. Từ *Hình 4.9*, hệ thống đề xuất được chia thành bốn giai đoạn sau. Trong giai đoạn 1, mô hình phân loại đầu tiên được huấn luyện với X_0 và Y_0 theo cách có giám sát, cho phép màu của hình ảnh không được gắn nhãn X_1 được phân nhóm giữa nền và xoài.

Trong giai đoạn 2, bộ màu Y_1 trong giai đoạn 1 được sử dụng để phát hiện xoài dựa trên ba bước thu nhận ngưỡng xoài, khởi tạo mặt nạ và cắt diện tích xoài. Sau đó, trong giai đoạn 3, các hình ảnh đã cắt được sử dụng để trích xuất các đặc điểm bên ngoài. Cuối cùng, trong giai đoạn 4, hình ảnh xoài có lỗi trích xuất thỏa mãn giá trị thiết lập được thêm vào tập dữ liệu ban đầu được sử dụng để huấn luyện mô hình. Các mẫu không đủ tiêu chuẩn được trả về tập dữ liệu không được gắn nhãn.

4.6.1.1. Giai đoạn 1 - Mô hình huấn luyện

Mục đích giai đoạn này là sử dụng mô hình KNN để quyết định màu đó là màu xoài hay màu nền. Các giá trị màu sắc của xoài gần nhau nên KNN là một mô hình phù hợp để đưa ra dự đoán dựa trên phiếu bầu của những điểm lân cận. Hệ thống sử dụng dữ liệu gốc, trong đó $X^0 = \{X^0_1, X^0_2, X^0_3, \dots, X^0_m\}$ là tập màu của xoài và nền theo bảng màu RGB, và $Y^0 = \{Y^0_1, Y^0_2, Y^0_3, \dots, Y^0_m\}$ là tập được gắn nhãn của X^0 , với m là số giá trị của màu trích xuất từ tất cả các hình. KNN được sử dụng trong phần này để phân loại X^0 thành 2 nhóm, với “1” là xoài (S_1) và “0” là nền (S_2). Khái niệm chính của KNN rất dễ hiểu. Đối tượng thứ i^{th} là X^l_j trong tập không được gắn nhãn X^l được phân loại theo điểm lân cận X^0 , đối tượng này sẽ gán đối tượng vào lớp thường xuyên nhất trong số các đối tượng lân cận gần nhất. Khoảng cách giữa X^l_j và X^0_j được tính trong (4.31).

$$d = \sqrt{(R_{X^0_i} - R_{X^l_j})^2 + (G_{X^0_i} - G_{X^l_j})^2 + (B_{X^0_i} - B_{X^l_j})^2} \quad (4.31)$$

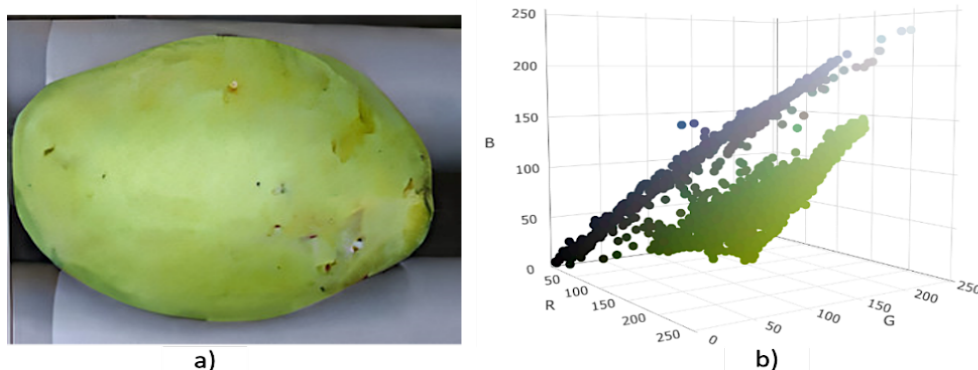
Trong đó X_i^0 là phần tử thứ i^{th} trong X^0 , $i \in \{1, 2, \dots, m\}$, X_j^l là phần tử thứ j^{th} trong X^l , $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, và R, G, B là giá trị của màu đỏ, xanh lá, xanh trời tương ứng.

Xác suất của đối tượng X_j^l là lớp S_i được tính trong (4.32). Lớp có xác suất cao nhất trở thành lớp được dự đoán.

$$Y_j^l = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K I(X_j^l = S_i) \quad (4.32)$$

Tại K là số điểm lân cận, I là hàm chỉ thị (1 đúng, 0 sai), Y_j^l là nhãn dự đoán của X_j^l .

Phân tích màu sắc của mẫu xoài được thể hiện trong Hình 4.10 là những hình ảnh thu được từ buồng xử lý hình ảnh của xoài do các chuyên gia nông nghiệp chọn.



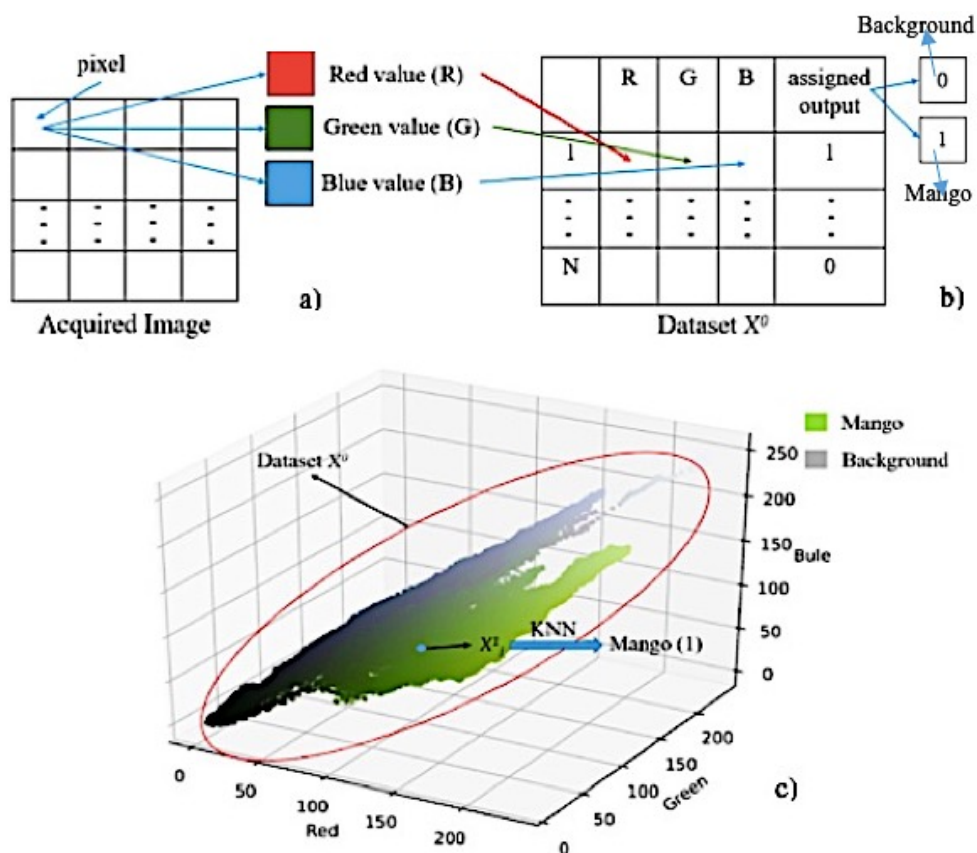
Hình 4.10. Phân tích màu sắc của xoài mẫu
(a) Trái xoài mẫu; (b) Giá trị màu sắc của trái xoài mẫu

4.6.1.2. Giai đoạn 2 – Nhận biết ảnh

Nhận dạng đối tượng là một công nghệ được sử dụng để nhận dạng và giám sát các đối tượng được tìm thấy trong hình ảnh và video bằng cách sử dụng thị giác máy tính và xử lý hình ảnh. Trong giai đoạn này, các pixel được xem xét để xác định xem là một phần của xoài hay nền dựa trên kết quả đầu ra (ngưỡng màu) của mô hình KNN được sử dụng để tạo ảnh nhị phân, trong đó mỗi pixel chỉ có thể có một trong hai giá trị (0 và 1). Sau đó, từ các hình ảnh ban đầu, các khu vực bên ngoài không mong muốn được loại bỏ.

Mỗi pixel trên ảnh được trích xuất 3 màu (R (đỏ), G (xanh lá), B (xanh dương)). Tất cả các giá trị màu từ hình ảnh thu được của 512 trái xoài được trích xuất dưới dạng tập dữ liệu X^0 với N mẫu (Hình 4.11). Các giá trị này được gán dưới dạng xoài (1) hoặc nền (0). Các giá trị màu được cho là thể hiện tốt không gian dữ liệu đã

được các chuyên gia nông nghiệp tại Việt Nam lựa chọn để nghiên cứu. Sau đó, mô hình KNN được huấn luyện với tập dữ liệu được gắn nhãn để tiếp tục kết hợp thuật toán tự huấn luyện để gắn nhãn các giá trị màu không được gắn nhãn. Với một hình ảnh mới, tất cả các giá trị màu trong hình ảnh được thu thập để quyết định giá trị màu nào là xoài hoặc nền bằng cách sử dụng mô hình KNN đã được huấn luyện ban đầu. Giá trị X_j^l màu không được gắn nhãn sẽ được so sánh với các vùng lân cận trong tập dữ liệu X^0 để tìm nhãn chính xác (Hình 4.11). Sau đó, các nhãn được kiểm tra với ngưỡng lỗi để xem chúng có đáp ứng các yêu cầu hay không.



Hình 4.11. Mô tả tập dữ liệu X^0
a) Trích xuất mỗi pixel trên ảnh; b) Các giá trị R, G, B được gắn nhãn;
c) Tập dữ liệu X^0 với N mẫu

4.6.1.3. Giai đoạn 3 – Xử lý ảnh

Giai đoạn này dự định trích xuất các đặc điểm bên ngoài (chiều dài, chiều rộng, khuyết tật và màu sắc) dựa trên một loạt các thuật toán như lọc hình ảnh, tìm đường viền và trích xuất các tính năng. Bởi vì ảnh bị nhiễu do nhiễu từ máy ảnh làm tăng sai số của các tính năng được trích xuất, nên khử nhiễu ảnh là một nhiệm vụ xử lý

ảnh quan trọng. Một mô hình tốt của bộ lọc nhiễu hình ảnh đã loại bỏ hoàn toàn nhiễu mà vẫn giữ được các cạnh. Do đó, sự điều hòa tổng biến thiên được sử dụng trong nghiên cứu này để lọc nhiễu, trong đó các chi tiết không mong muốn bị loại bỏ trong khi các chi tiết quan trọng như các cạnh được giữ lại. Chỉ tiêu tổng biến thiên (ζ) được tính trong (4.33).

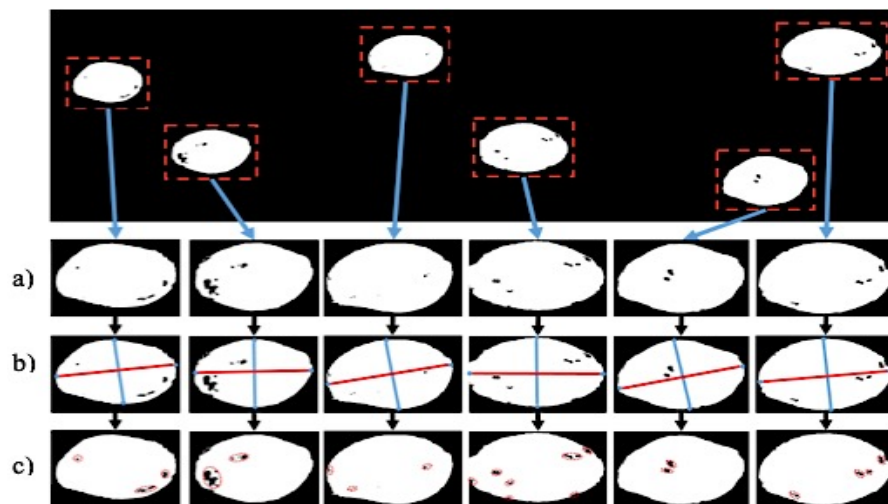
$$\zeta(u) = \sqrt{(u_{m+1,n} - u_{m,n})^2 + (u_{m,n+1} - u_{m,n})^2} \quad (4.33)$$

Trong đó u là các ảnh đầu vào, m và n tương ứng với hàng và cột.

Trong việc tìm đường bao, đường bao được tìm thấy bằng cách sử dụng thuật toán tìm đường bao. Đường bao có thể được định nghĩa đơn giản là một đường cong kết hợp tất cả các điểm liên tiếp (dọc theo đường viền của đối tượng). Với cùng màu sắc hoặc cường độ, đường bao của đối tượng được xác định $v(s) = (x(s), y(s))$, trong đó $x(s)$ và $y(s)$ là tập hợp của (x) và (y) tọa độ của các điểm trên đường đồng mức. Các đường bao được tìm thấy dựa trên cực tiểu cục bộ của hàm năng lượng (E_{snake}^*) được trình bày trong (4.34).

$$E_{snake}^* = \int_0^1 E_{int}(v(s))dt + \int_0^1 E_{ext}(v(s))dt = \int_0^1 (\alpha |v'(t)|^2 + \beta |v''(t)|^2)dt - \lambda \int_0^1 |\nabla I(v(t))| dt \quad (4.34)$$

Trong đó E_{int} là nội năng, E_{ext} là ngoại năng, α là độ đàn hồi của đường cong ($\alpha > 0$), β Hệ số độ cứng của đường cong ($\beta > 0$), và ∇I là độ dốc của cường độ hình ảnh, $\lambda > 0$.



Hình 4.12. Ví dụ về trích xuất khuyết tật
a) Ảnh gốc; b) Trích xuất kích thước (dài, rộng); c) Trích xuất khuyết tật

Sau khi phát hiện xoài, quá trình trích xuất được thực hiện trong tất cả các khung được thể hiện trong *Hình 4.12*. Sau đó, xoài được cắt thành các khung nhỏ hơn, và chúng được sử dụng để trích xuất chiều dài và chiều rộng dựa trên bốn điểm (trái, phải, trên, dưới). Trong các hình ảnh thu được, chiều dài là đường nối các điểm bên trái và bên phải, và chiều rộng là đường nối các điểm trên cùng và dưới cùng. Cuối cùng, đặc điểm khuyết tật được tính bằng tổng các vùng pixel bằng không bên trong ranh giới xoài. Các khuyết tật của xoài là những tổn thương bề mặt do côn trùng hoặc tác động trong quá trình sinh trưởng, có thể là sẹo, vết thâm, đóm...

Khi ước tính các khuyết tật bên ngoài, nhiệm vụ tiếp theo là xác định tỷ lệ kích thước của pixel so với kích thước thực được đưa ra trong (4.35), phụ thuộc chủ yếu vào hệ số hiệu chỉnh máy ảnh do Parketal đề xuất.

$$K = \mu \sum_{i=0}^N a_i r^{2i} \quad (4.35)$$

Gọi $S = \{(x_i, y_i) \mid 0 \leq i \leq m\}$ là tập hợp tọa độ của tất cả các điểm pixel của trái xoài, trong đó m là số điểm cực trị trong phần lõi bao quanh trái xoài và x_i, y_i là tọa độ x và y của điểm thứ i . Chiều dài và chiều rộng của xoài được ước tính dựa trên bốn điểm cực (điểm trái, phải, trên và dưới) được tính trong (4.36 - 4.39).

$$P_L = (x_L, y_L), x_L = \min_{0 \leq i < m} \{x_i \mid (x_i, y_i) \in S\} \quad (4.36)$$

$$P_R = (x_R, y_R), x_R = \max_{0 \leq i < m} \{x_i \mid (x_i, y_i) \in S\} \quad (4.37)$$

$$P_T = (x_T, y_T), y_T = \min_{0 \leq i < m} \{y_i \mid (x_i, y_i) \in S\} \quad (4.38)$$

$$P_B = (x_B, y_B), y_B = \max_{0 \leq i < m} \{y_i \mid (x_i, y_i) \in S\} \quad (4.39)$$

Trong đó: P_L là điểm cực trị bên trái, P_R là điểm cực trị bên phải, P_T là điểm cực trị trên, P_B là điểm cực trị đáy.

Từ phương trình (36-39), chiều dài (L) và chiều rộng (W) được tính theo (4.40 - 4.41), tương ứng, nơi ε_K là lỗi của K .

$$L = \mu \sum_{i=0}^N a_i r^{2i} \sqrt{(x_L - x_R)^2 + (y_L - y_R)^2} + \varepsilon_K \quad (4.40)$$

$$W = \mu \sum_{i=0}^N a_i r^{2i} \sqrt{(x_T - x_B)^2 + (y_T - y_B)^2} + \varepsilon_K \quad (4.41)$$

Tỷ trọng tương đối D (4.42) là tỷ số giữa khối lượng riêng của xoài với khối lượng riêng của nước hay có thể hiểu là một hàm số của khối lượng và thể tích của trái xoài, trong đó thể tích là thể tích của trái xoài theo đơn vị ml khối, khối lượng phụ thuộc vào chiều dài và chiều rộng được minh họa trong các tài liệu, trọng lượng thu được từ Cảm biến lực là trọng lượng của xoài theo đơn vị gram.

$$D = \frac{We}{\beta_0 + \beta_1 L + \beta_2 W} + \varepsilon^V \varepsilon^{We} \quad (4.42)$$

Trong đó ε^V , ε^{We} sai số về thể tích và cân nặng, $\beta_0, \beta_1, \beta_2$ là hệ số của các biến.

Trong nhận dạng xoài, tất cả các khuyết tật được phát hiện và tích lũy trên toàn bộ bề mặt xoài để thu được mức khuyết tật cuối cùng của mỗi trái xoài được cho trong (4.43), trong đó A_i là số pixel của vùng khuyết tật thứ i . Các khuyết tật của xoài là những tổn thương bề mặt do côn trùng hoặc các tác động trong quá trình sinh trưởng, có thể là sẹo, vết thâm, đốm, v.v.

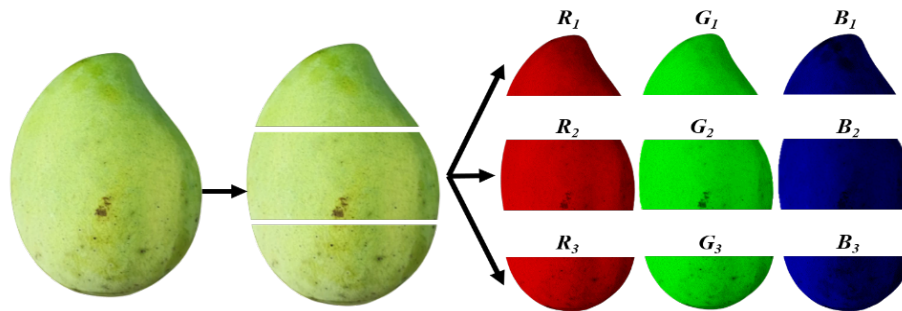
$$De = \left(\mu \sum_{i=0}^N a_i r^{2i} \right)^2 + 2\varepsilon_K \mu \sum_{i=0}^N a_i r^{2i} \sum_{j=0}^t A_j \quad (4.43)$$

Việc đo màu sắc là điều tối quan trọng để biết được độ chín thích hợp và giai đoạn chín trong quá trình sinh trưởng và bảo quản xoài. Trong quá trình sinh trưởng, do màu sắc của xoài thay đổi không đồng đều trên bề mặt, nghiên cứu này đề xuất rằng mỗi trái xoài được tách thành ba phần, sau đó chiết xuất giá trị màu trung bình của mỗi phần theo dải màu RGB được thể hiện trong Hình 4.13. Vì hình ảnh có ba kênh màu (R, G, B), mỗi trái xoài có sáu đặc điểm màu ($R_1, R_2, R_3, G_1, G_2, G_3, B_1, B_2, B_3$) được tính bằng (4.44). R_1, G_1, B_1 là các giá trị đỏ, lục, lam của phần thứ nhất. Tương tự, R_2, G_2, B_2 cho các giá trị đỏ, lục, lam của phần thứ 2 và R_3, G_3, B_3 cho phần thứ ba.

$$(R_j, G_j, B_j) = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (R_{j,i}, G_{j,i}, B_{j,i}) \quad (4.44)$$

Trong đó R_j, G_j, B_j là giá trị trung bình của đỏ, xanh lá, xanh dương, $j \in \{1, 2, 3\}$

$R_{j,i}, G_{j,i}, B_{j,i}$ là giá trị đỏ, xanh lá, xanh dương của pixel thứ i^{th} trong phần thứ j^{th} , và p là số pixel trong từng phần.



Hình 4.13. Phân chia các phần xoài

4.6.1.4. Giai đoạn 4 – Cập nhật dữ liệu

Trong giai đoạn này, một tập hợp các mẫu XI và các nhãn giả tương ứng YI sẽ được chọn để cập nhật dữ liệu dựa trên đánh giá lỗi của các tính năng được trích xuất. Thật khó để tìm hiểu một mô hình và để tối ưu hóa các nhãn gắn đúng trên dữ liệu không có chú thích cùng nhau. Do đó, bằng cách sử dụng khả năng tự học để tạo ra các nhãn ước tính còn được gọi là "nhãn giả" từ các dự đoán có độ tin cậy cao nhất, tin tưởng rằng chúng hầu hết là chính xác và gần đúng với nhãn sự thật. Các nhãn giả kém tin cậy còn lại được giữ lại để dự đoán trong tương lai. Điều kiện của (4.45) được kiểm tra để xem liệu XI và YI có thể được sử dụng để cập nhật dữ liệu hay không.

$$\begin{aligned} & \text{If } (\varepsilon_L \leq T_L) \text{ and } (\varepsilon_H \leq T_H) \text{ and } (\varepsilon_{De} \leq T_{De}) \\ & \text{Then } (X^0 \leftarrow X^0 \cup \{x_i\}) \text{ and } (Y^0 \leftarrow Y^0 \cup \{y_i\}) \end{aligned} \quad (4.45)$$

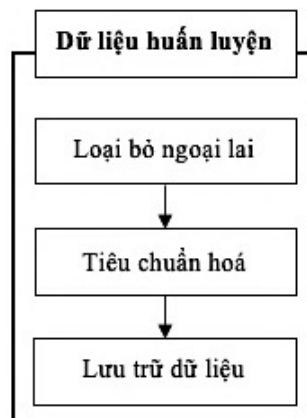
Giảm T_L , T_H và T_{De} dẫn đến độ tin cậy của nhãn dự đoán cao hơn. Tuy nhiên, do việc tạo ra một phân tích tương ứng quá chính xác với một tập hợp cụ thể, mô hình không phù hợp với dữ liệu xoài bổ sung hoặc dự đoán các quan sát trong tương lai một cách đáng tin cậy. Do đó, các lựa chọn T_L , T_H và T_{De} là sự cân bằng giữa độ ổn định và độ chính xác của mô hình KNN.

4.6.2. Bộ dữ liệu trong các mô hình máy học

Máy học được giám sát là các thuật toán có mục tiêu là xây dựng một mô hình ngắn gọn về phân phối nhãn lớp theo các tính năng dự đoán. Mô hình được huấn luyện sau đó được sử dụng để gán nhãn lớp cho các trường hợp thử nghiệm trong đó các tính năng dự đoán với nhãn lớp không xác định. Nhiều nhà nghiên cứu hiện nay [91-99] đang xem xét đặc biệt chặt chẽ việc áp dụng các kỹ thuật Machine Learning (ML) (một tập hợp của môn học AI rộng hơn) để phân loại xoài. Có bốn thuật toán

học có giám sát như SVM, DA, KNN và RF được đề cập trong nghiên cứu này. Để áp dụng các thuật toán học có giám sát vào việc phân loại xoài, bộ dữ liệu chứa các đặc tính của xoài phải được phân tích cho phù hợp với từng thuật toán. Quá trình này được gọi là phân tích dữ liệu, các bước thực hiện được hiển thị trong *Hình 4.14*.

Quy trình của dữ liệu huấn luyện được hiển thị trong *Hình 4.14*. Luôn có một ngoại lai đối với một tập dữ liệu. Vấn đề của tập dữ liệu có các giá trị đặc biệt vì trong quá trình trích xuất dữ liệu sẽ có một số vấn đề hoặc lỗi khi ghi dữ liệu có thể tạo ra ngoại lai này. Đây là những dữ liệu sai khiến cho toàn bộ mô hình dự đoán phân loại bị sai lệch với một lỗi lớn. Do đó, dữ liệu ngoại lai này cần được loại bỏ để tạo ra một bộ dữ liệu mới tốt hơn. Quá trình loại bỏ các điểm dữ liệu ngoại lai này sẽ được lặp lại để tạo ra tập dữ liệu tốt nhất. Phương pháp được sử dụng trong việc làm sạch bộ dữ liệu này là loại bỏ các ngoại lai. Có bốn bước trong phương pháp loại bỏ ngoại lai: Trực quan hóa dữ liệu; Phát hiện ngoại lai; Loại bỏ các ngoại lai; Lặp lại công việc cho đến khi kết thúc ngoại lai.



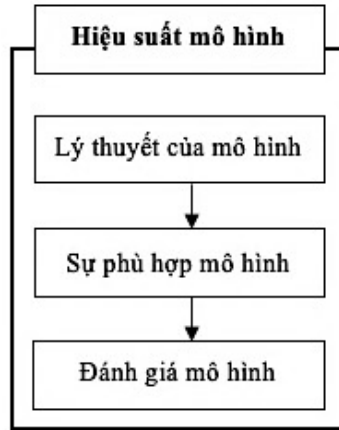
Hình 4.14. Khung dữ liệu huấn luyện

Để trực quan hóa dữ liệu nên có thể sử dụng biểu đồ hộp. Từ biểu đồ này, Max, Min, Trung bình, Phần tư dưới, Phần tư trên, Interquartile range (IQR) và khoảng cách và mối quan hệ của các điểm dữ liệu được xác định đầy đủ. Phát hiện các điểm dữ liệu ngoại lai có vẻ đơn giản nếu phát hiện thủ công dữ liệu nhỏ, nhưng độ khó sẽ tỷ lệ thuận với lượng dữ liệu. Tại thời điểm này một phương pháp toán học thực sự cần thiết để phát hiện các điểm dữ liệu đặc biệt. Biểu đồ hộp hoặc biểu đồ phân tán được sử dụng để tìm các điểm cụ thể nằm ngoài các giá trị tối đa và tối thiểu trong phân phối của từng biến dữ liệu.

Mỗi biến độc lập có phạm vi IQR riêng trong đó các điểm nằm ngoài các phạm vi này là các điểm ngoại lai. Vì vậy, những điểm này có thể được phát hiện khi giá trị vượt quá giá trị trung bình của biến. Chuẩn hóa dữ liệu là một bước tiền xử lý quan trọng. Quá nhiều ngoại lai không mong đợi sẽ ảnh hưởng đáng kể đến kết quả dự đoán. Do đó, chuẩn hóa sẽ giải quyết vấn đề này và dẫn đến một tập dữ liệu có giá trị ổn định hơn nhiều. Bên cạnh đó, bất kỳ phương pháp nào cũng có nhược điểm như việc thực hiện phương pháp chuẩn hóa là xác định tầm quan trọng của các biến độc lập khi tất cả các biến đó quan trọng hơn các biến khác. Việc chuẩn hóa dữ liệu làm mất tầm quan trọng ảnh hưởng lớn đến độ chính xác của mô hình. Các mô hình có ảnh hưởng như K-mean và K-NN. Trong việc chuẩn hóa dữ liệu, có một số phương pháp phổ biến như Simple Feature Scaling, Min-Max, Z-score. Trong đó tính năng chia tỷ lệ đơn giản, Min-max có phạm vi giá trị $[0,1]$ và điểm Z là $[-3,3]$. Tùy thuộc vào từng mục đích, có thể sử dụng một trong các phương pháp trên một cách linh hoạt nhất. Phương pháp tốt nhất cho dữ liệu xoài là điểm Z vì ở đây các chuẩn hóa được dựa trên giá trị trung bình và phương sai của từng biến. Phương pháp này sẽ tối ưu hóa các điểm dữ liệu khi giá trị tối đa và tối thiểu của các biến không hoàn toàn đúng, chỉ có sự phân phối của các biến là gần như chính xác. Sau khi thu thập và chuẩn hóa dữ liệu, bộ dữ liệu phải được lưu trữ trong một tệp để sử dụng và chiếm ít dung lượng nhất. Điều này làm cho việc khai thác dữ liệu dễ dàng và ít tốn thời gian nhất có thể. CSV là lựa chọn phù hợp là tập dữ liệu để sử dụng chiếm ít bộ nhớ hơn các loại tệp khác có cùng kích thước dữ liệu.

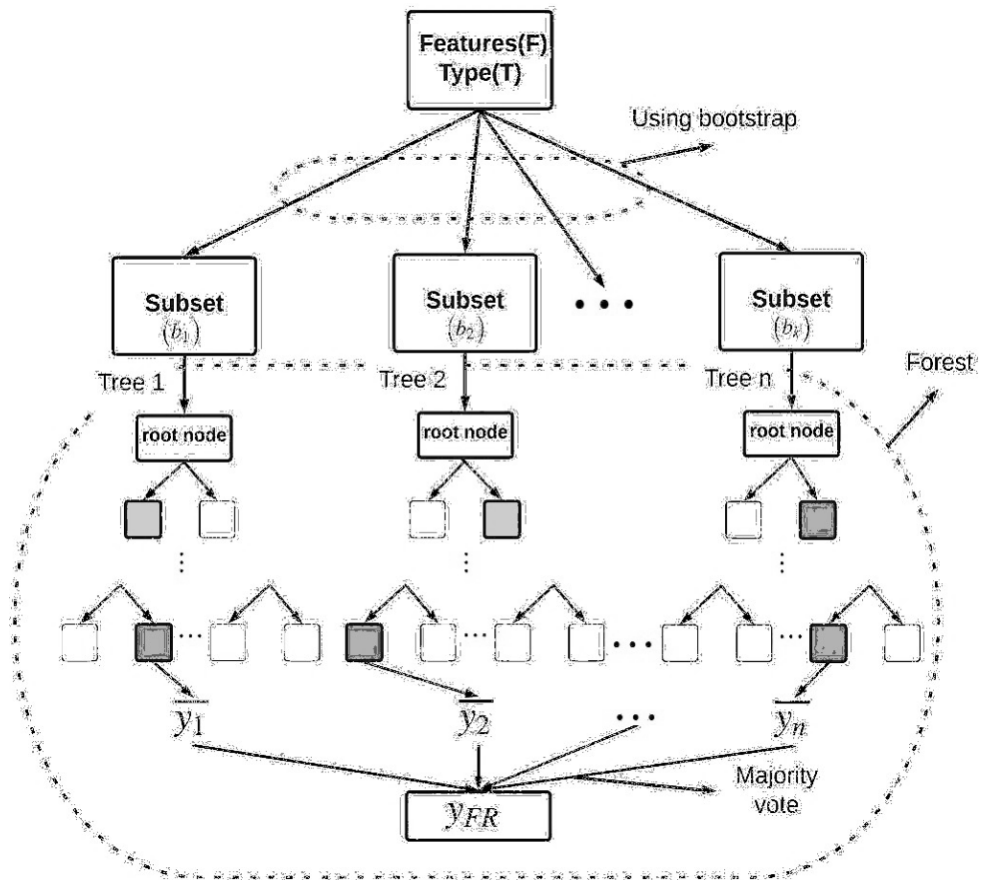
Sau khi dữ liệu được phân tích và tìm thấy mối quan hệ của các biến, một loạt các mô hình máy học sẽ được gắn vào tập dữ liệu theo các cách khác nhau để đạt được hiệu quả tốt nhất. Quá trình này được gọi là hiệu suất mô hình và việc thực hiện được hiển thị trong *Hình 4.15*.

Trong phần này, các mô hình máy học sẽ dự đoán xoài dựa trên các biến đầu vào như chiều cao, chiều rộng, khuyết tật và trọng lượng của xoài. Theo các nghiên cứu trước đây về phân loại xoài, một số phương pháp đã được nghiên cứu như SVM [90,91,95], LDA [92,93,96], RF [97], KNN [98]. Các phương pháp trên đã được sử dụng hiệu quả.



Hình 4.15. Khung hiệu suất mô hình

Tuy nhiên bộ dữ liệu xoài cho các vùng và quốc gia khác nhau là khác nhau vì chất lượng của xoài là khác nhau. Do đó SVM, LDA, KNN và RF được áp dụng để phân loại xoài trong nghiên cứu này. Những mô hình này sẽ được áp dụng và so sánh kết quả thí nghiệm. Đầu tiên, một cái nhìn tổng quan lý thuyết về mô hình để có được một cái nhìn tổng quan chung về những ưu điểm và nhược điểm của từng mô hình máy học.



Hình 4.16. Quá trình huấn luyện RF

Thứ nhất, mô hình RF được coi là loại tách lớp xoài sử dụng dữ liệu thu thập được. Đây là một mô hình phân loại rất phổ biến và hiệu quả để giải quyết vấn đề về các giá trị phân loại không có tính tuyến tính với các biến độc lập. RF là một phương pháp học tập đồng bộ, sử dụng nhiều mô hình RF để có được kết quả dự đoán và giảm phương sai với độ lệch nhỏ. RF có xu hướng tìm hiểu các mẫu bất thường, do đó mô hình có độ lệch thấp, nhưng phương sai cao. Quá trình huấn luyện của RF được thể hiện trong Hình 4.16.

Quá trình hoạt động RF diễn ra trong ba bước:

Bước 1. Áp dụng tổng hợp bootstrap [108] để tạo k tập con từ tập huấn luyện

Giả sử $F = \{\vec{f}_i: 0 < i \leq n\}$ là tập hợp đặc điểm của n mẫu xoài đã được dán nhãn, mỗi mẫu $\vec{f}_i = [he_i, wi_i, de_i, we_i]^T$ trong đó he, wi, de, we lần lượt là chiều cao, chiều rộng, khuyết tật, trọng lượng của xoài.

Cho $T = \{t_i: 0 < i \leq n\}$ là loại tập hợp theo n phần tử trong tập F , $t_i \in \{1,2,3\}$ trong đó G1, G2, G3 lần lượt là các loại xoài.

Một phương pháp mô hình RF tạo k tập hợp con bằng cách chọn một mẫu ngẫu nhiên có thay thế $[F, T]$. Do đó, tập k là tập con $B = \{b_i: 0 < i \leq k\}$, trong đó b_i là tập con thứ i . Tập hợp của b_i bằng S hoặc có thể được ký hiệu $|b_i| = S$. Hơn nữa, b_i có $(1 - 1/e)$ các ví dụ duy nhất của S .

Bước 2. Huấn luyện RF

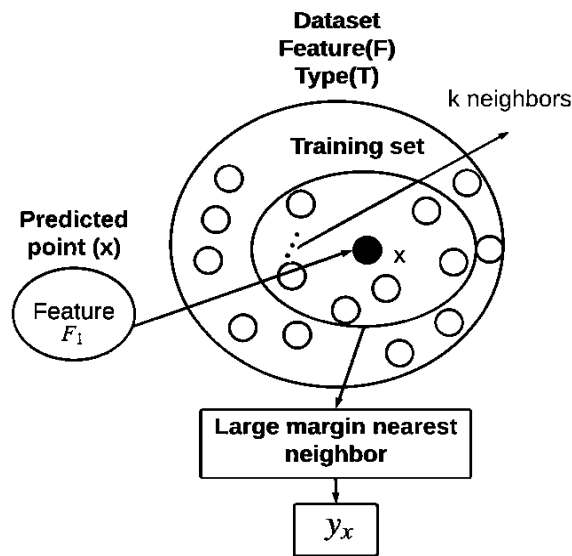
Các nút được gắn nhãn với các tính năng đầu vào được chọn và phân cấp dẫn đến nút quyết định cấp dưới. Có ba cách để thực hiện quy trình này: Gini hoặc entropy nhưng trong nghiên cứu này Gini được chọn, bởi vì Gini có thể giảm thiểu phân loại sai và Gini sẽ có xu hướng tìm lớp lớn nhất trong khi entropy có xu hướng tìm các nhóm lớp chiếm khoảng 50% dữ liệu. Nói cách khác, thời gian tính toán của Gini nhanh hơn Entropy, điều này sẽ giúp giảm thời gian huấn luyện dữ liệu. Công thức Gini được đưa ra bởi (4.46).

$$G(F) = 1 - \sum_{j=1}^t P_j^2 \quad (4.46)$$

Công thức Gini là thước đo tần suất F được chọn ngẫu nhiên sẽ được dán nhãn không chính xác nếu được dán nhãn ngẫu nhiên theo phân phối nhãn trong b_i .

Bước 3. Lựa chọn kết quả. Kết quả của phương pháp mô hình random forest (yFR) được chọn từ kết quả của cây trong rừng theo phương pháp bỏ phiếu đa số.

Thứ hai, một phương pháp phân loại KNN cũng được sử dụng để phân loại xoài, sau khi vấn đề xây dựng và giải quyết các phương pháp sử dụng. KNN là một thuật toán trong đó đầu ra là một loại thành viên. KNN là một kiểu học tập dựa trên cá thể, trong đó xoài được gán cho loại xoài phổ biến nhất trong số xoài gần nhất. Quá trình thực hiện KNN được đưa ra trong *Hình 4.17*.



Hình 4.17. Quá trình dự đoán của K_nearest neighbors.

Xoài dự đoán là vectơ fx trong không gian đặc trưng F . Loại phản ứng $tx \in T$ được dự đoán bằng cách xem xét k mẫu gần nhất X . Thuật toán lân cận biên gần nhất (LMNN) [100] đo độ gần giữa k xoài và X . k xoài X gần nhất được chọn bằng cách sử dụng số liệu Mahalanobis là một ellipsoid. Xác suất của X có loại $t \in \{1, 2, 3\}$ được tính theo (4.47).

$$P(X = t) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k I(f_x = t) \quad (4.47)$$

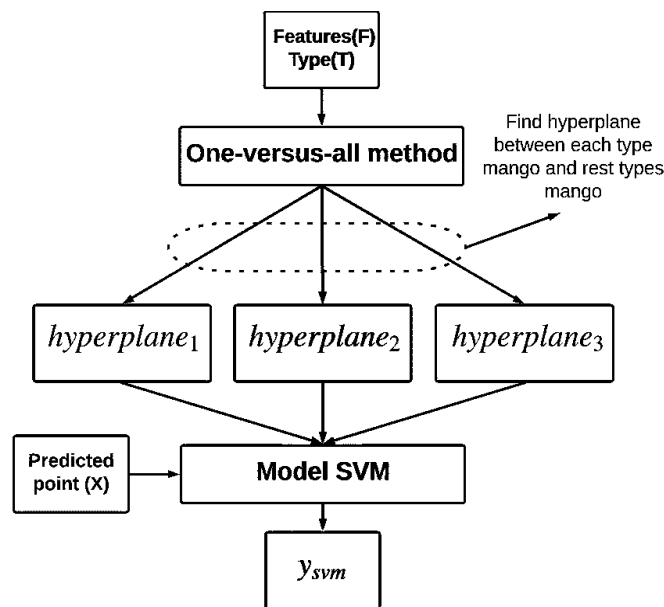
Trong đó I là hàm chỉ thị (1 là đúng, 0 sai). Lớp có xác suất cao nhất trở thành loại dự đoán y_x .

Thứ ba, phương pháp mô hình SVM sẽ được đề cập. Ngoài hai phương pháp mô hình RF và KNN, SVM là phương pháp mô hình được nhiều nhà nghiên cứu lựa chọn nhất vì tính linh hoạt của phương pháp này khi sử dụng hyperplanes để tách các lớp. Trong nghiên cứu này, một phương pháp áp dụng SVM được hiển thị trong *Hình 4.18*.

Các mẫu xoài f_i trong không gian đặc trưng F và f_i có kiểu $t_i \in \{1, 2, 3\}$ trong không gian loại T . Vì vậy, vectơ $\vec{v} = [f_i, t_i]$ là mẫu huấn luyện trong không gian huấn luyện $F \times T$. Mô hình SVM tìm thấy các hyperplanes chia loại xoài trong $F \times T$ không gian để khoảng cách giữa chúng và điểm gần nhất từ một trong hai nhóm là cực đại. mỗi siêu phẳng được tạo phải đảm bảo các điều kiện được đưa ra trong (4.48).

$$\arg \min(\|\vec{w}\|) \text{ subject to } t_i(\vec{w}\vec{f}_i - b) \geq 1, i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (4.48)$$

Hệ số nhân Karush-Kuhn-Tucker (KKT) [101] và Lagrange được sử dụng để tối ưu hóa bởi (4.49).



Hình 4.18. Quá trình dự đoán của SVM

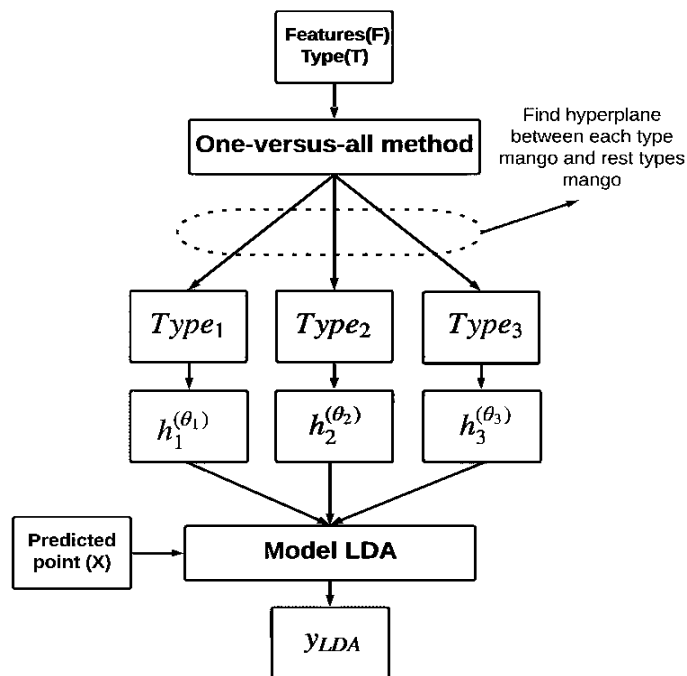
$$\vec{w} = \sum_{i=0}^n \lambda_i t_i f_i \quad (4.49)$$

Trong khi tạo hyperplanes, mô hình SVM áp dụng chức năng Kernel để tăng kích thước của dữ liệu. Điều này làm cho việc phân nhóm dữ liệu dễ dàng hơn nhiều. Với $\beta_0, \alpha_i, F, K(f_i, f_i')$ lần lượt là độ lệch, các tham số mô hình được học, không gian đặc trưng và hàm Kernel của vector (f_i, f_i') . Vì vậy, bộ phân loại vectơ hỗ trợ có thể được biểu diễn trong (4.50).

$$f(x) = \beta_0 + \sum_{i \in F} \alpha_i K(f_i, f_i') \quad (4.50)$$

Sự kết hợp của tất cả các hyperplanes đã phân loại xoài riêng biệt. Bất kỳ xoài nào có tính năng fx và loại không xác định sẽ được sắp xếp và xem xét trong các cụm được chỉ định của mô hình và đưa ra các loại xoài đó $tx \in \{1, 2, 3\}$.

Cuối cùng, phương pháp the Linear Discriminant Analysis (LDA) cũng đã được tiến hành và có hiệu quả cao trong nhiều nghiên cứu. Do đó, LDA sẽ được áp dụng cho bộ dữ liệu này một cách thích hợp. Phương pháp LDA sẽ cho ta một góc nhìn mới về phân loại dữ liệu bằng cách giảm kích thước của dữ liệu nhưng vẫn đảm bảo tính chính xác của dự đoán. LDA là phương pháp giảm dữ liệu để tìm ra các tính năng của dữ liệu với phương sai và sự khác biệt giữa các loại xoài càng lớn càng tốt. Quá trình thực hiện được làm rõ hơn trong Hình 4.19.



Hình 4.19. Quá trình dự đoán của the Linear Discriminant Analysis

Các mẫu xoài trong không gian đặc trưng F và có kiểu $t_i \in \{1, 2, 3\}$ trong không gian loại T . Vì vậy, vectơ đang huấn luyện mẫu trong không gian huấn luyện $F \times T$. Một cách so với tất cả “One-vs.-all” [108] được sử dụng để phân biệt từng loại xoài với phần còn lại của dữ liệu. Với t_i trong T . Gọi vectơ $\{\vec{z}_j, j \in \{1,2,3\}\}$ là loại xoài sao cho nếu $t_i = j$ thì $\vec{z}_j = 1$ và $t_i \neq j$ và $\vec{z}_j = 0$. Do đó, mỗi vectơ \vec{z}_j tạo ra

một nhóm riêng biệt của một loại xoài tương ứng. Đặt $G = \{G1, G2, G3\}$ của từng nhóm riêng biệt.

Sau khi các loại xoài được phân biệt thành các nhóm riêng biệt, các nhóm này được đưa vào mô hình LDA để tìm các đường thẳng phân biệt trong tập hợp $H = h_1^{(\theta_1)}, h_2^{(\theta_2)}, h_3^{(\theta_3)}$ các đường thẳng $h_1^{(\theta_1)}, h_2^{(\theta_2)}, h_3^{(\theta_3)}$ của các nhóm riêng biệt G1, G2, G3 tương ứng. Bên cạnh đó, $\theta_1 = [\mu_1, \sigma_1]^T, \theta_2 = [\mu_2, \sigma_2]^T, \theta_3 = [\mu_3, \sigma_3]^T$ chứa các giá trị trung bình và phương sai cho từng loại xoài trong mỗi nhóm G1, G2, G3.

Với $\theta'_1 = [\mu'_1, \sigma'_1]^T, \theta'_2 = [\mu'_2, \sigma'_2]^T, \theta'_3 = [\mu'_3, \sigma'_3]^T$ các tương trung bình và phương sai. Các loại xoài khác trong mỗi nhóm G1, G2, G3. $h_1^{(\theta_1)}, h_2^{(\theta_2)}, h_3^{(\theta_3)}$ được tối ưu hóa bằng cách tối đa hóa khoảng cách giữa các phương tiện trong mỗi nhóm trong khi giảm thiểu sự phân tán. Phương pháp được thể hiện trong (4.51).

$$H = \frac{\arg \max_{i \in \{1,2,3\}} (\sum_{i=1}^3 (\mu_i - \mu'_i)^T (\mu_i - \mu'_i))}{\arg \min_{i \in \{1,2,3\}} (\sum_{i=1}^3 \sigma_i^2)} \quad (4.51)$$

Một mẫu x không nhìn thấy được dự đoán bằng cách chiếu x lên $h_1^{(\theta_1)}, h_2^{(\theta_2)}, h_3^{(\theta_3)}$ tương ứng. Loại xoài của mẫu x là xác suất lớn nhất của x trong mỗi phân phối $h_1^{(\theta_1)}, h_2^{(\theta_2)}, h_3^{(\theta_3)}$ được cho trong (4.52).

$$y_{LDA} = \operatorname{argmax}_{i \in \{1,2,3\}} \left(\frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \right) \right) \quad (4.52)$$

Kết luận, bốn phương pháp học có giám sát đã được khái quát về lý thuyết và cách áp dụng chúng vào tập dữ liệu trong nghiên cứu này. Mỗi phương pháp đều có những ưu nhược điểm khác nhau. Phần thực nghiệm tiếp theo sẽ làm sáng tỏ mức độ phù hợp của các mô hình này với tập dữ liệu hiện có.

4.7. Phân loại xoài sử dụng các phương pháp mô hình LDA, SVM, KNN và RF

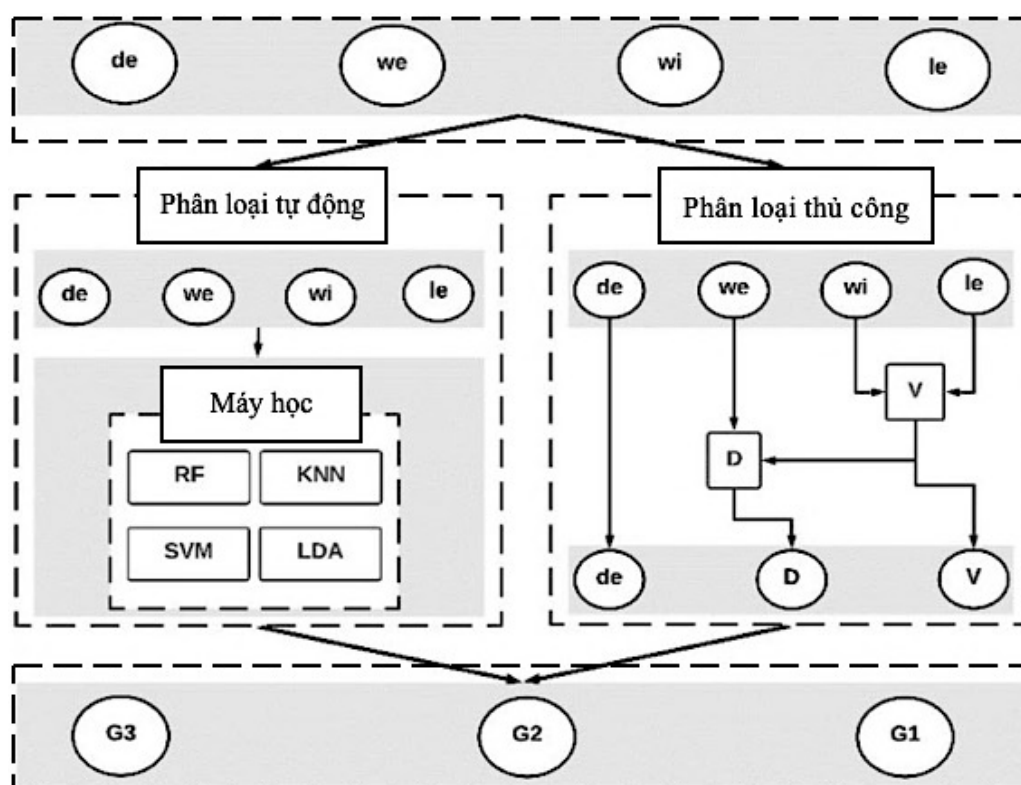
Từ các mùa xoài khác nhau, 4983 mẫu xoài được đo chính xác và cẩn thận (Mỗi trái từ 300-500 gram gồm 3 loại xoài theo quy định, mỗi tháng lấy mẫu đủ để thí nghiệm [8]. Thu hoạch, lấy mẫu và đo lường trong các tháng từ tháng 11 đến tháng 6 (lấy mẫu ngẫu nhiên và số lượng mẫu trong thí nghiệm cho phép). Bởi vì đây là thời điểm xoài

được thu hoạch với số lượng lớn. Chất lượng xoài thay đổi theo từng thời điểm vì vậy việc thu thập tất cả dữ liệu là cần thiết. Lượng dữ liệu thu được từ mỗi tháng được ghi trong *Bảng 4.1*. Dữ liệu xoài được thu thập dựa trên các phép đo thực tế trong đó chiều dài và chiều rộng (chiều cao, chiều rộng, kích thước của khuyết tật) được đo bằng các công cụ Mitutoyo với độ chính xác 0,05mm. Ngoài ra, trọng lượng của mỗi trái xoài được đo bằng cân điện tử dựa trên cảm biến băng tải với sai số 0,01g.

Bảng 4.1. Số lượng mẫu xoài đo mỗi tháng

Tháng	11	12	2	3	4	5	6
Mẫu	982	691	492	542	631	998	647

Ngoài ra, thể tích (V) của xoài được đo bằng phương pháp bình tràn với thiết bị là bình thủy tinh 1000ml và sai số 0,4ml mà các phương pháp đo được thực hiện nghiêm ngặt để đảm bảo độ chính xác. Mỗi đại lượng được đo 10 lần. Giá trị trung bình của các phép đo được tính toán. Với n là thời gian đo.



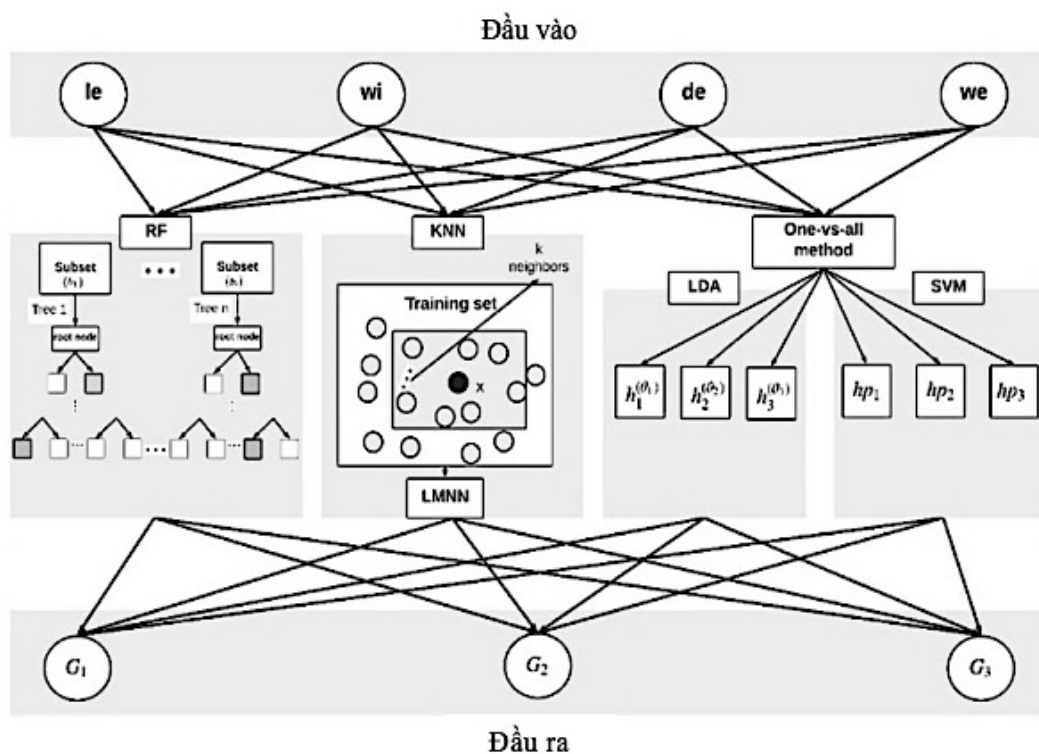
Hình 4.20. Quy trình hệ thống phân loại sử dụng máy học cho 4 mô hình LDA, SVM, KNN và RF

Trong nghiên cứu này, các mô hình của Máy học được giám sát được sử dụng để dự đoán các loại xoài. Có bốn thuật toán để áp dụng và triển khai là LDA, SVM,

KNN và RF được trang bị dữ liệu của xoài và độ chính xác của chúng sẽ được hiển thị trong *Bảng 4.2*.

Tập dữ liệu được tạo ra bằng cách phân loại xoài thủ công dựa trên mật độ (D), thể tích (V) và khuyết tật (de). Việc phân loại thủ công này do các chuyên gia về xoài thực hiện. Các loại được dán nhãn bao gồm G_1 , G_2 và G_3 của xoài được đo bằng D , V và de từ bốn đặc điểm được trích xuất de , we , wi và le (*Hình 4.20*).

Các mô hình ML được giám sát và các nền tảng thực hiện phù hợp để dự đoán các loại xoài được xác định bằng cách so sánh độ chính xác của dự đoán. Ngoài ra, các thông số được tối ưu hóa của mỗi mô hình để thay đổi dữ liệu của xoài cũng được thực hiện. Sau khi phân tích dữ liệu để xác định mối quan hệ của các biến, các mô hình được đưa vào các tham số của chúng để đạt được hiệu suất hoạt động tốt nhất. Khung của quá trình huấn luyện được thể hiện trong *Hình 4.21*, bao gồm sáu phần: Đầu vào, đầu ra, KNN, LDA, SVM và RF.



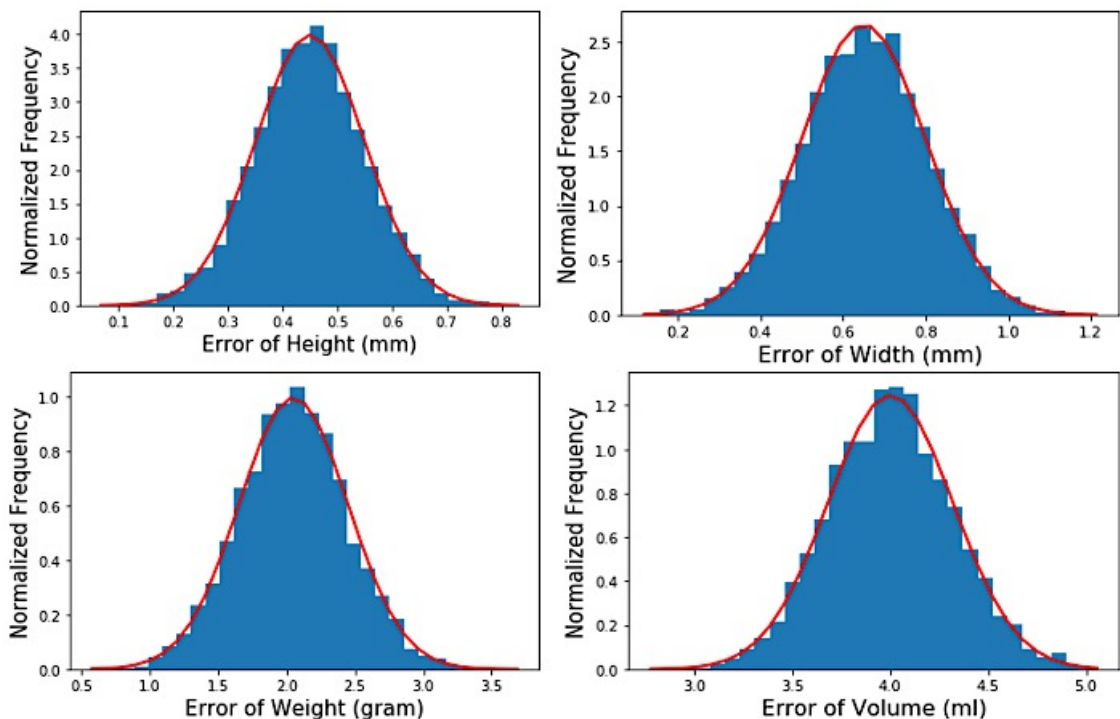
Hình 4.21. Khung quy trình huấn luyện dựa trên 4 mô hình SVM, LDA, KNN và RF

Tập dữ liệu được chia thành ba phần là dữ liệu huấn luyện, dữ liệu xác nhận và dữ liệu thử nghiệm. Ở lớp ngoài, 10% dữ liệu gốc được tách ra để làm dữ liệu thử

nghiệm nhằm xác định hiệu suất của các mô hình. Phần còn lại của dữ liệu được sử dụng để phát triển một mô hình. 90% dữ liệu gốc được sử dụng trong lớp bên trong để điều chỉnh các tham số. Dữ liệu đó được tách thành dữ liệu huấn luyện cho mô hình để cung cấp dự đoán hoặc đánh giá chất lượng, dữ liệu xác nhận là để đánh giá độ chính xác của mô hình và chọn các thông số tốt nhất của mô hình dựa trên kết quả đầu ra đã cho một cách khách quan. Dữ liệu huấn luyện được sử dụng để huấn luyện mô hình đưa ra dự đoán và dữ liệu xác nhận để kiểm tra độ chính xác của mô hình một cách khách quan dựa trên đầu ra đã cho.

Ngoài ra, dữ liệu thử nghiệm được sử dụng để kiểm tra độ chính xác của mô hình dự đoán. Trong trường hợp dữ liệu quá ít để huấn luyện một mô hình chính xác, rất khó để phân chia dữ liệu thành dữ liệu huấn luyện và dữ liệu xác nhận. Luôn luôn giữ tập dữ liệu huấn luyện càng lớn càng tốt nhưng không quá ít tập dữ liệu kiểm tra. Khi dữ liệu xác nhận quá nhỏ, các trạng thái của khớp trên và dưới khớp xảy ra. Sau khi cẩn thận đo kích thước của 4983 mẫu xoài và tính toán sai số ngẫu nhiên của từng trái xoài. Sau đó, biểu đồ thống kê lỗi được tạo thành từ dữ liệu lỗi của các biến. Các lỗi về số lượng như chiều cao, chiều rộng, khối lượng, thể tích được thể hiện qua các biểu đồ *Hình 4.22*.

Distribution of error



Hình 4.22. Phân bố lỗi các đặc tính của xoài

Các biểu đồ ở trên có hình dạng rất giống với phân phối các tập dữ liệu tập trung vào một phạm vi các giá trị và ít hơn trên các phạm vi còn lại. Vì vậy, giá trị trung bình của lỗi là một tùy chọn cho giá trị lỗi gần đúng của biến. Bảng lỗi của các biến chiều cao (*he*), chiều rộng (*wi*), trọng lượng (*we*), thể tích *V*, khuyết tật (*de*) xuất phát từ bảng phân phối được hiển thị trong *Bảng 4.2*.

Bảng 4.2. Bảng phân phối sai số tuyệt đối các biến của xoài

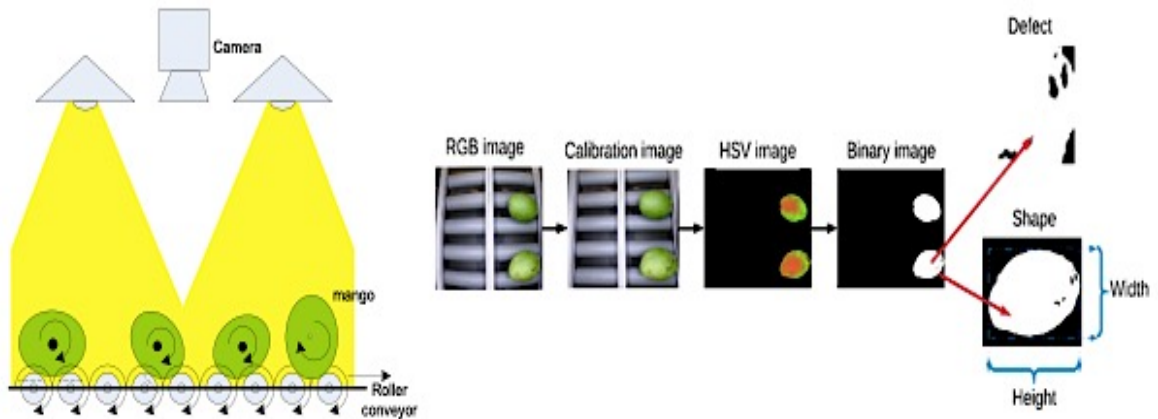
	Chiều cao (mm)	Chiều rộng (mm)	Trọng lượng (gram)	Thể tích (ml)	Khuyết tật (mm ²)
Sai số tuyệt đối	0.45	0.62	2.15	4.3	5.23
Sai số tương đối	0.39%	0.78%	0.63%	1.3%	2.32%

Lỗi đo nhỏ hơn sai số cho phép, vì vậy dữ liệu này là đáng tin cậy. Do đó, dữ liệu này sẽ được coi là kích thước dữ liệu thử nghiệm của xoài. Vấn đề tiếp theo là xử lý hình ảnh của những trái xoài này với kích thước thật của chúng và đánh giá độ chính xác của chúng. Tất cả xoài được phân loại theo tiêu chuẩn chuyên gia được áp dụng bởi tất cả nông dân. Một trái xoài khi được phân loại phải đáp ứng các đặc điểm: trọng lượng, khuyết tật và tỷ trọng được mô tả trong *Bảng 4.3*.

Bảng 4.3. Đặc điểm loại xoài tiêu chuẩn

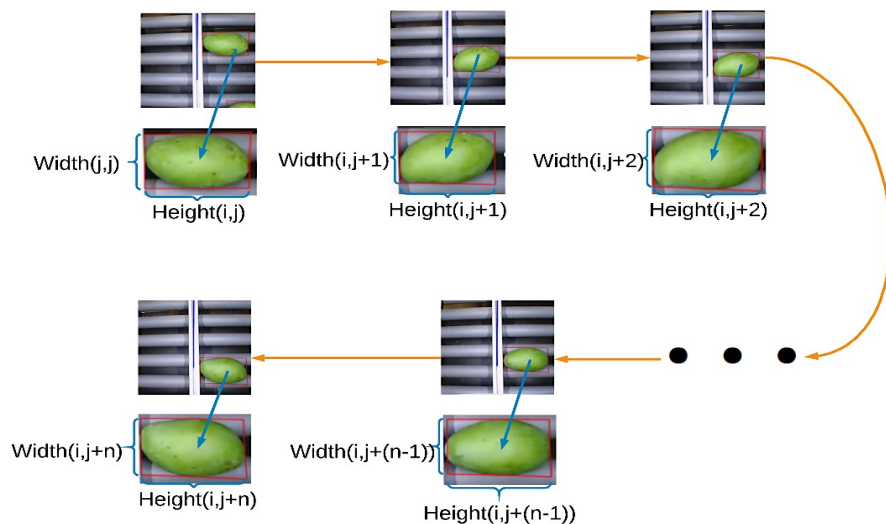
	Phạm vi trọng lượng (gram)	Phạm vi lỗi trọng lượng	Chênh lệch trọng lượng cùng loại	Khuyết tật (cm ²)	Tỷ trọng
Loại 3	200 – 350	180 – 425	112.5	> 5	<1
Loại 2	351 – 550	251 – 650	150	3 – 5	1 – 1.3
Loại 1	551 – 800	426 – 925	187.5	0 – 3	>1.3

Do không thể xác định tỷ trọng xoài thông qua hình ảnh trực tiếp của xoài, nên tỷ trọng của xoài được ước tính gián tiếp thông qua các đặc điểm quan trọng đối với tỷ trọng của xoài. Tỷ trọng được tính theo trọng lượng riêng và khối lượng. Khối lượng là giá trị thu được từ băng tải. Đặc tính còn lại là khối lượng sẽ được ước tính thông qua Chiều cao và Chiều rộng của xoài. Những tính năng này có thể được ước tính từ hình ảnh của xoài. Sau khi tổng hợp, dữ liệu sẽ được xử lý và phân tích để có được dữ liệu tốt nhất. Đây còn được gọi là bước xử lý trước dữ liệu. Xoài trong nghiên cứu được sắp xếp và phân loại thành ba nhóm với chất lượng cao nhất là lớp một, và chất lượng thấp hơn từ lớp hai đến lớp 3. Các bước xử lý ảnh đã được thử nghiệm trong *Hình 4.23*.



Hình 4.23. Quy trình chiết xuất các kích thước và khuyết tật của xoài

Chiều cao và chiều rộng được ước tính bằng số pixel hình ảnh nhị phân. Lỗi giữa kết quả thực tế và kết quả ước tính xảy ra bằng cách so sánh chúng cũng như tính toán tỷ lệ lỗi sẽ giúp đánh giá kết quả của tất cả các bước xử lý. Sau khi ước tính kích thước của xoài và so sánh với kích thước thực tế, kết quả là rất nhỏ. Các thí nghiệm cho thấy kết quả ước tính độ dài của pixel và khá tốt vì độ lệch không đáng kể. Quá trình phát hiện xoài và trích xuất chiều cao và chiều rộng của xoài được thực hiện trong *Hình 4.24*. Tất cả các khung xoài được chụp trong buồng xử lý ảnh đều được xử lý. Kết quả của quá trình là chiều dài và chiều rộng lớn nhất. Các thí nghiệm trong *Bảng 4.4* cho thấy kết quả ước tính là rất nhỏ.



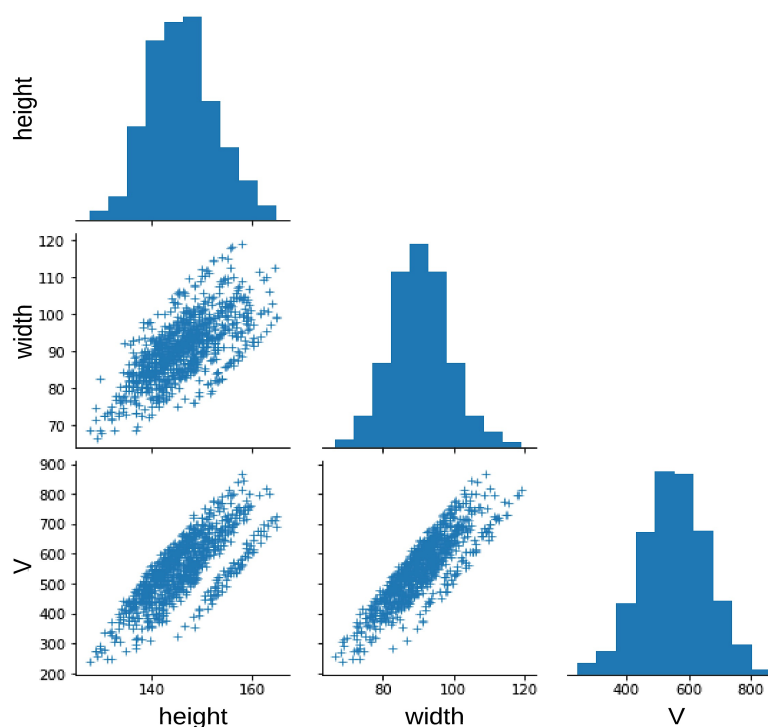
Hình 4.24. Quá trình phát hiện xoài và chiết xuất chiều cao, chiều rộng

Khối lượng xoài được dự đoán từ chiều cao và chiều rộng từ hình ảnh được chụp. Dữ liệu được lấy từ dữ liệu thực để tạo mô hình dự đoán khối lượng. Trọng lượng được ước tính từ chiều cao và chiều rộng, do đó, mối quan hệ giữa chiều cao, chiều rộng và trọng lượng được tìm thấy trong *Hình 4.25*. Từ biểu đồ trên, các tính

năng: Chiều cao, Chiều rộng có mối quan hệ tuyến tính với V. Do đó, trọng lượng sẽ được dự đoán bởi một mô hình tuyến tính với các biến: chiều cao, chiều rộng.

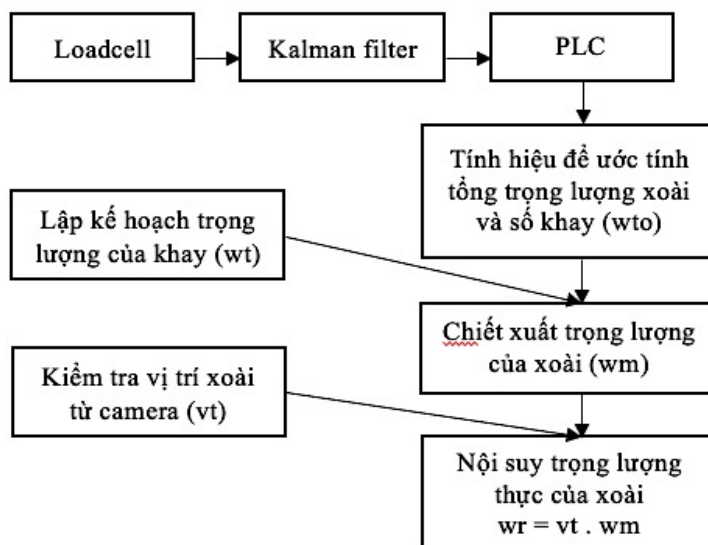
Bảng 4.4. Kích thước thực tế của các biến chiều cao, chiều rộng và khuyết tật

STT	Chiều cao (mm)			Chiều rộng (mm)			Khuyết tật (mm ²)		
	Kích thước thực tế	Kích thước ước tính	Lỗi	Kích thước thực tế	Kích thước ước tính	Lỗi	Kích thước thực tế	Kích thước ước tính	Lỗi
1	152.2	152.0	0.2	83.2	83.0	0.2	7.4	7.6	0.2
2	154.8	154.9	0.1	72.3	72.1	0.2	0.5	0.1	0.4
3	156.9	157.2	0.3	88.6	88.4	0.2	1.2	0.9	0.3
4	150.3	150.2	0.1	69.6	69.8	0.2	7.3	7.6	0.3
5	128.2	128.3	0.1	84.1	83.8	0.3	6.4	6.7	0.3
6	114.2	114.1	0.1	83.5	83.9	0.4	0.4	0.2	0.2
7	119.4	119.6	0.2	78.1	77.7	0.4	1.0	0.7	0.3
8	110.3	110.2	0.1	71.1	70.9	0.2	2.1	1.9	0.2
9	117.2	117.1	0.1	89.9	89.7	0.2	8.5	8.3	0.2
10	152.2	152.1	0.1	82.9	83.0	0.1	8.6	8.5	0.1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
4980	141.2	141.1	0.1	82.2	82.4	0.2	6.1	5.9	0.2
4981	119.1	118.9	0.2	71.4	71.3	0.1	3.7	3.3	0.4
4982	159.6	159.7	0.1	78.0	78.1	0.1	6.4	6.3	0.1
4983	129.5	129.4	0.1	89.7	89.8	0.1	9.5	9.7	0.2



Hình 4.25. Mối quan hệ tuyến tính giữa chiều cao, chiều rộng và khối lượng

Xây dựng các công thức ước tính của khối lượng. So sánh giữa khối lượng thực và ước tính được hiển thị trong *Bảng 4.5*. Trọng lượng được lấy từ băng tải và tính toán trọng lượng ước tính dựa trên bộ điều khiển chính của PLC được hiển thị trong *Hình 4.26*.



Hình 4.26. Nguyên lý hoạt động của Cảm biến lực

Bảng 4.5. So sánh giữa khối lượng thực tế và ước tính

STT	Chiều cao	Chiều rộng	Khối lượng thực tế	Khối lượng ước tính
1	129.2	66.6	224.8	220.7
2	131.1	73.1	309.8	304.6
3	127.6	68.5	241.1	236.4
4	131.9	71.4	290.9	287.9
5	128.9	71.6	276.4	278.1
6	128.9	74.6	307.7	313.1
7	130.4	72.5	288.9	294.7
8	134.6	72.7	309.5	314.3
9	129.9	67.9	241.0	238.8
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
4982	129.6	82.7	412.5	410.8
4983	136.7	68.7	277.3	276.1

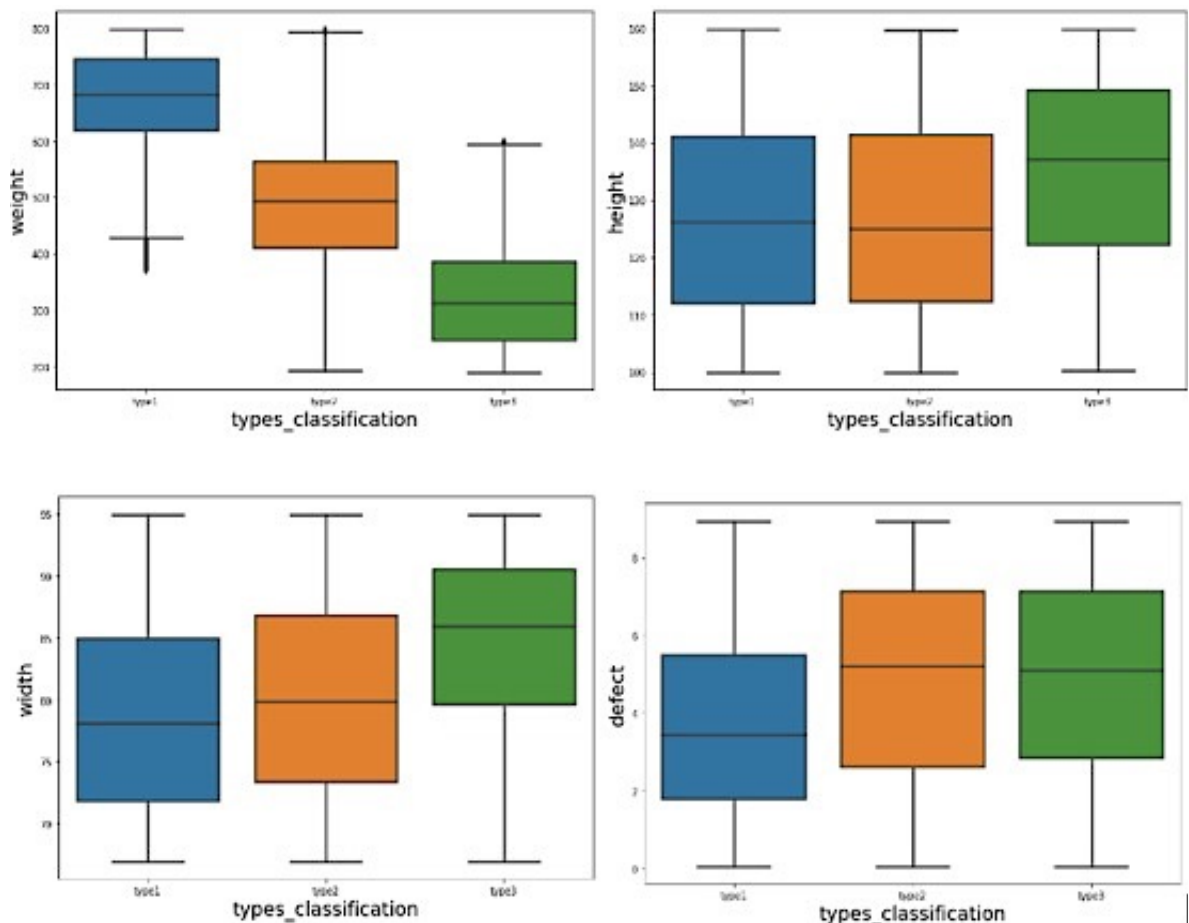
Trong quá trình xử lý, tín hiệu luôn bị nhiễu làm cho kết quả đo của băng tải không chính xác. Vì vậy, tất cả các tín hiệu từ băng tải được truyền qua bộ lọc nhiễu Kalman, ở đó các giá trị biến đổi quá lớn sẽ bị loại bỏ. Sau khi thu được tín hiệu khối lượng từ bộ lọc nhiễu, các tín hiệu này sẽ được giải mã và ước tính cho thấy kết quả

trọng lượng thực của xoài. Kết quả khối lượng này bị ảnh hưởng bởi vị trí của xoài trên khay. Do đó, vị trí của trái xoài trên khay sẽ được kiểm tra bằng camera. Các giá trị trọng lượng ước tính sẽ được nội suy với chiều cao, chiều rộng và khuyết tật cho kết quả trọng lượng thực của xoài.

Trong phần này, tổng quan về toàn bộ tập dữ liệu được xem xét và thực hiện các bước xử lý dữ liệu phù hợp nhất trước khi áp dụng các thuật toán. Dữ liệu sẽ được kiểm tra và loại bỏ các giá trị lạ trong Hình 4.27 và Bảng 4.6.

Bảng 4.6. Bảng phạm vi các biến của dữ liệu

	Loại 1	Loại 2	Loại 3	Tổng số	Khác biệt
Trọng lượng	400 – 520	330 – 380	170 – 300	170 – 520	350
Chiều cao	125 – 135	118 – 120	105 – 115	105 – 135	30
Chiều rộng	85 – 88	77 – 83	71 – 75	71 – 88	17
Khuyết tật	1 – 3	1.2 – 3.5	3.8 – 9	1 – 9	8

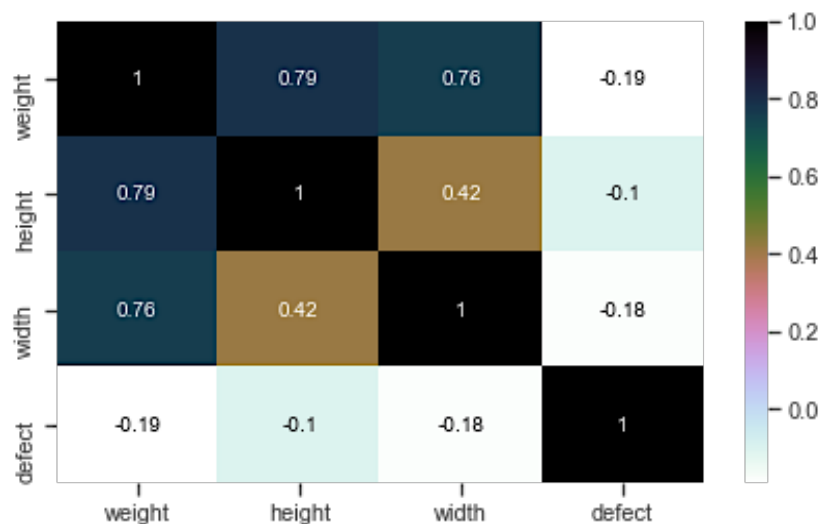


Hình 4.27. Phạm vi của các biến khi ứng dụng thuật toán

Trong bộ dữ liệu được trích xuất, việc phân phối dữ liệu giữa các biến rất khác nhau, do đó cần chuẩn hóa dữ liệu. Điểm Z của phương pháp đã được sử dụng, các giá trị được tiêu chuẩn hóa có ràng buộc $[-3,3]$. Đây là dữ liệu được chuẩn hóa trong *Bảng 4.7*. Dữ liệu xoài của 4983 xoài đã được sử dụng để huấn luyện các mô hình LDA, SVM, KNN và RF. Trước khi đến các mô hình đó, dữ liệu cần được kiểm tra mối quan hệ giữa các tính năng của xoài trong *Hình 4.28*.

Bảng 4.7. Dữ liệu sau khi chuẩn hóa

STT	Khối lượng	Chiều cao	Chiều rộng	Khuyết tật	Phân loại
1	0.192553	1.278286	0.217425	1.189265	type3
2	-0.29064	1.446548	-1.14011	-1.73045	type2
3	-1.13048	1.579998	0.893258	-1.42841	type3
4	-1.39509	1.173848	-1.4314	0.782674	type3
5	-1.53314	-0.10262	0.31069	0.496124	type3
6	-0.66454	-0.92072	0.32817	-1.71883	type2
7	1.601871	-0.61321	-0.44093	-1.64913	type1
8	0.762033	-1.14701	-1.29743	-1.1496	type1
9	0.934602	-0.74666	1.056442	1.425475	type2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
4982	0.048745	0.494998	1.406033	1.363518	type3
4983	0.192553	-0.5958	-0.51085	-1.0102	type1



Hình 4.28. Mối quan hệ giữa các tính năng của xoài

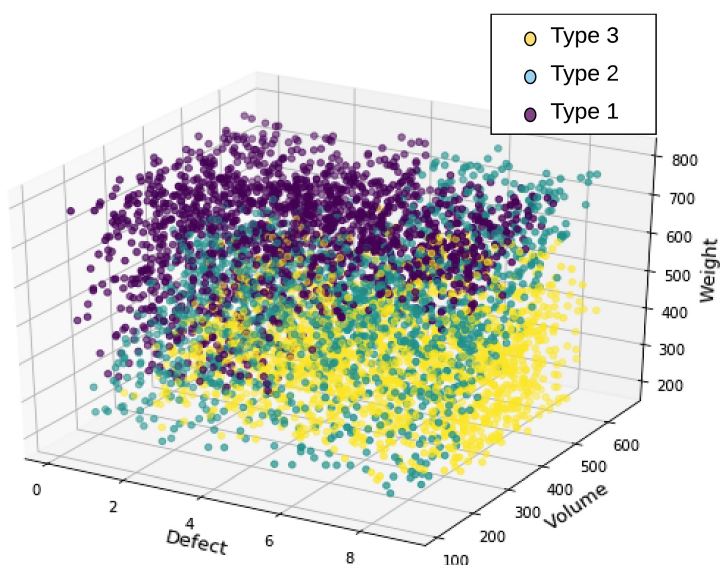
Với *Hình 4.28*, mối quan hệ tuyến tính chỉ xảy ra giữa trọng lượng và chiều cao, chiều rộng, các tính năng còn lại có mối quan hệ phi tuyến tính với loại khác. Do đó, sử

dụng mô hình tuyến tính để dự đoán loại xoài là một lựa chọn không tốt. Dữ liệu được chia thành 3 phần bao gồm dữ liệu huấn luyện, dữ liệu xác nhận, dữ liệu thử nghiệm được trình bày trong *Bảng 4.8*.

Bảng 4.8. Số lượng bộ dữ liệu

	Tập dữ liệu	Huấn luyện	Đánh giá	Kiểm tra
Loại 1	1723	1073	300	350
Loại 2	1570	1036	215	319
Loại 3	1690	1068	256	366

Tập dữ liệu với 4983 mẫu dữ liệu được trích xuất và tổng hợp từ hình ảnh và bảng tải. Bộ dữ liệu được chia thành ba phần với 3194 bằng cách sử dụng huấn luyện mô hình, 771 được sử dụng để xác thực và 1035 được sử dụng cho kiểm tra. Hình dung của tập dữ liệu huấn luyện được thể hiện trong *Hình 4.29* và *4.30*.

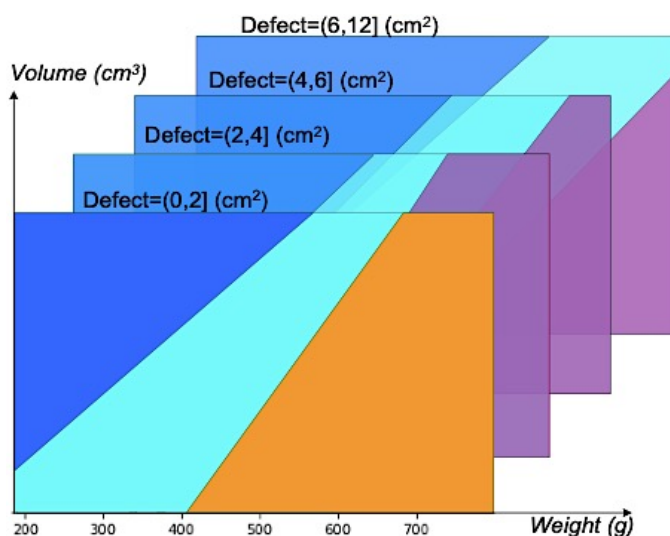


Hình 4.29. Trực quan hóa dữ liệu huấn luyện

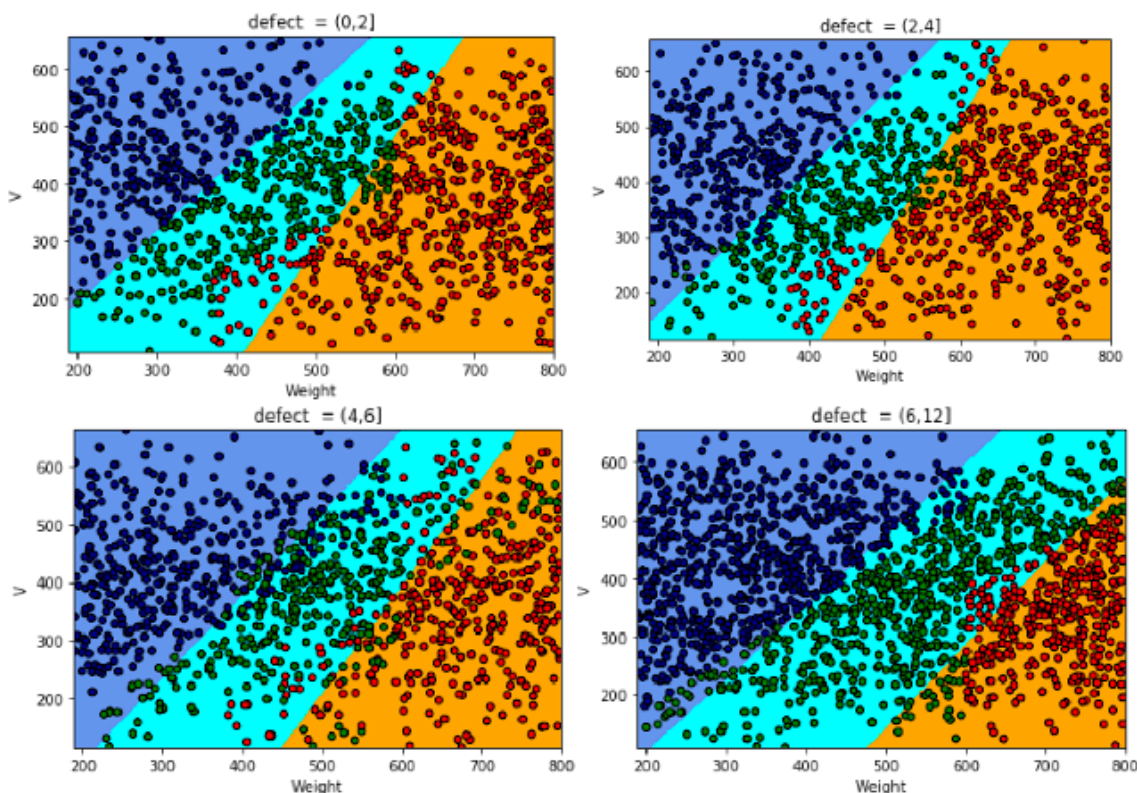
Các loại xoài trong *Hình 4.29* phân phối các điểm dữ liệu ở ngoại vi có vẻ dễ phân loại, nhưng khi tiếp cận trung tâm, việc phân chia xoài trở nên phức tạp và dường như không tuân theo một quy tắc dễ hiểu sẽ gây khó khăn cho việc phân loại thuật toán.

Trong *Hình 4.30*, ở cả hai đầu của trục khuyết tật (khuyết tật (0,4), (6,12)), giới hạn giữa loại xoài khá rõ ràng nhưng trở nên phức tạp hơn với khuyết tật giữa = (4,6). Lý do cho kết quả này là khi khuyết tật xoài quá cao hoặc quá thấp, xoài dễ xác định loại nhưng ở khuyết tật thông thường, việc phân loại xoài trở nên khó khăn hơn nhiều khi phụ thuộc nhiều vào các yếu tố phân loại khác trước khi quyết định loại

xoài. Khi xem xét trọng lượng, dễ dàng nhận ra khối lượng càng cao, chất lượng xoài sẽ được đánh giá cao. Tuy nhiên, vẫn có một lượng xoài đáng kể được đánh giá ở chất lượng kém do một số biến nhất định là dưới tiêu chuẩn. Đối với trục của khối lượng, xoài được chia mà không có bất kỳ quy tắc nào. Lý do chính là xoài được phân loại tùy thuộc vào cả khối lượng và trọng lượng.

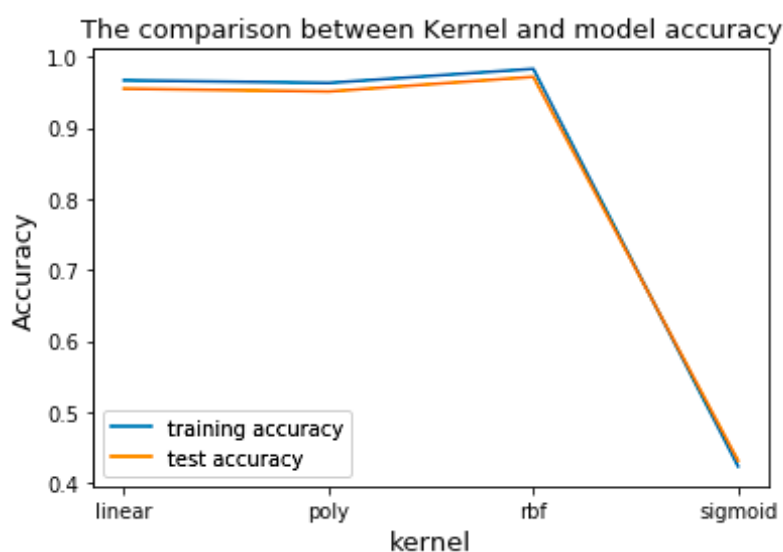


Hình 4.30. Giới hạn khuyết tật trong phân loại mô hình LDA



Hình 4.31. Phân phối các điểm dữ liệu trong phân loại mô hình LDA

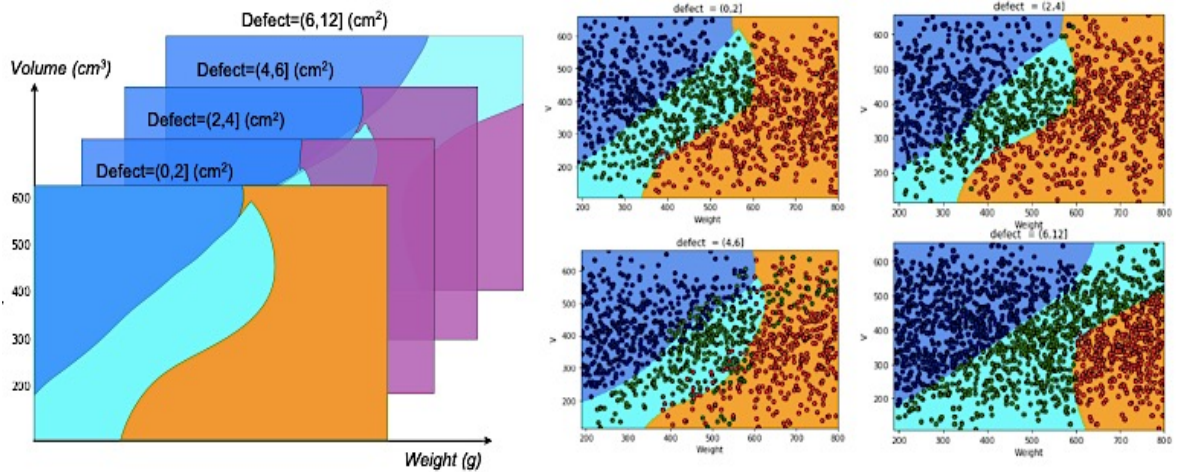
Bộ dữ liệu huấn luyện được sử dụng để huấn luyện bốn mô hình LDA, SVM, KNN và RF tương ứng. Mô hình LDA lần đầu tiên được bắt đầu ở *Hình 4.31* với độ chính xác tương đối 91,9%. Trong *Hình 4.31*, các trái xoài được phân tách tốt trong các vùng dữ liệu có khiếm khuyết (0,2), (2,4) và (6,12) trong đó các trái xoài được dự đoán gần với dữ liệu thực tế. Tuy nhiên, lỗi tăng mạnh trong vùng khuyết tật (4,6). Vì các loại xoài loại 1, 2 và 3 được phân tách bằng các đường thẳng, nên có sự phân chia không chính xác giữa hai loại xoài trong vùng khuyết tật (4,6) đó là những khu vực giao thoa lớn giữa các loại.



Hình 4.32. So sánh giữa chức năng nhân và độ chính xác của mô hình SVM

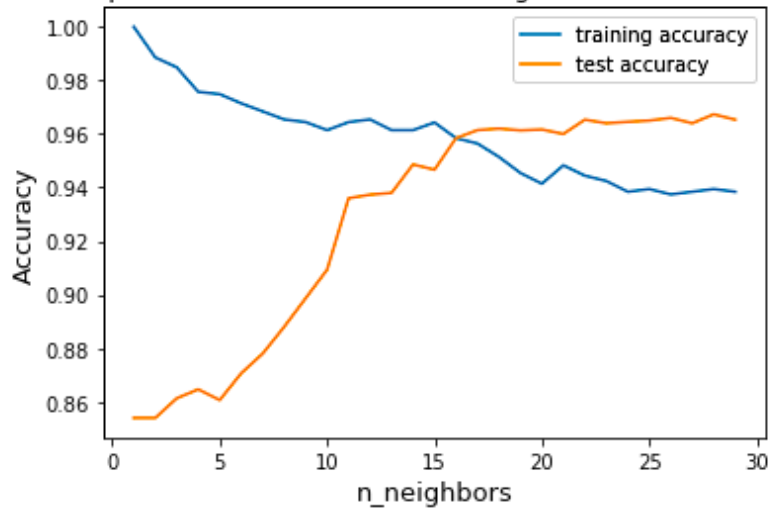
Mô hình thứ hai được sử dụng là mô hình SVM, tương tự như LDA, phân chia xoài cho hyperplane. Kết quả huấn luyện trong *Hình 4.32* cho kết quả tốt với độ chính xác 97,3%. Vì độ chính xác của mô hình SVM phụ thuộc vào hàm kernel, tính nhất quán của mô hình phụ thuộc vào dạng của hàm kernel được hiển thị trong *Hình 4.33*.

Các loại hàm nhân được xem xét cho nghiên cứu này bao gồm tuyến tính, đa thức, RBF và sigmoid. *Hình 4.33* cho thấy RBF là hàm kernel hiệu quả nhất. RBF sau đó có thể được thêm vào mô hình SVM. Các kết quả dự đoán được hiển thị trong *Hình 4.34* chỉ ra rằng các kết quả dự đoán tốt hơn rất nhiều so với quy trình LDA. Ngoài việc phân loại xoài tốt ở khu vực khuyết tật (0,2), (2,4) và (6,12), kết quả phân loại trong khuyết tật (4,6) cũng cho kết quả chính xác hơn LDA, các khu vực phân loại được phân tách bằng hyperplane đường cong làm cho việc phân loại linh hoạt hơn.



Hình 4.33. Phân loại mô hình SVM

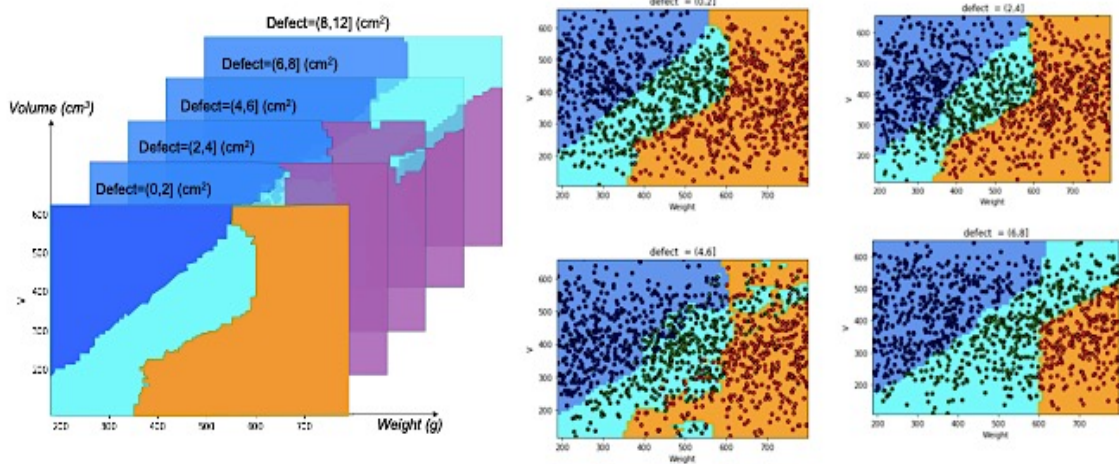
The comparison between number of neighbors and model accuracy



Hình 4.34. So sánh giữa số láng giềng và độ chính xác của mô hình KNN

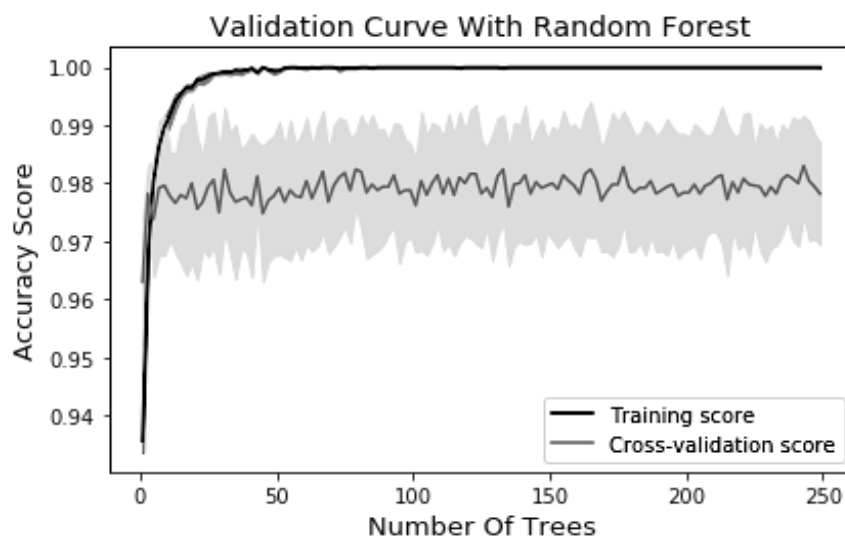
Mặc dù việc phân loại mô hình SVM rất đáng tin cậy, nhưng vẫn có những giả định không chính xác giữa các khu vực giao nhau của loại xoài. Một thuật toán có thể giải quyết vấn đề này là KNN, một thuật toán hoạt động và đưa ra dự đoán dựa trên các điểm xung quanh. Số lượng điểm xung quanh điểm dự đoán ảnh hưởng đến kết quả phân loại của điểm dự đoán và sự phụ thuộc của độ chính xác của mô hình vào số lượng lân cận được hiển thị trong *Hình 4.35*.

Độ chính xác của tập huấn luyện giảm khi số lượng lân cận tăng, trong khi độ chính xác của tập kiểm tra tăng khi số lượng lân cận tăng. *Hình 4.35* cho thấy ở giá trị 17 của xung quanh, độ chính xác của mô hình tại các bộ huấn luyện và kiểm tra là tốt nhất. Áp dụng hệ số lân cận 17, mô hình KNN được huấn luyện bởi dữ liệu huấn luyện và các khu vực dự báo được hiển thị trong *Hình 4.35*.



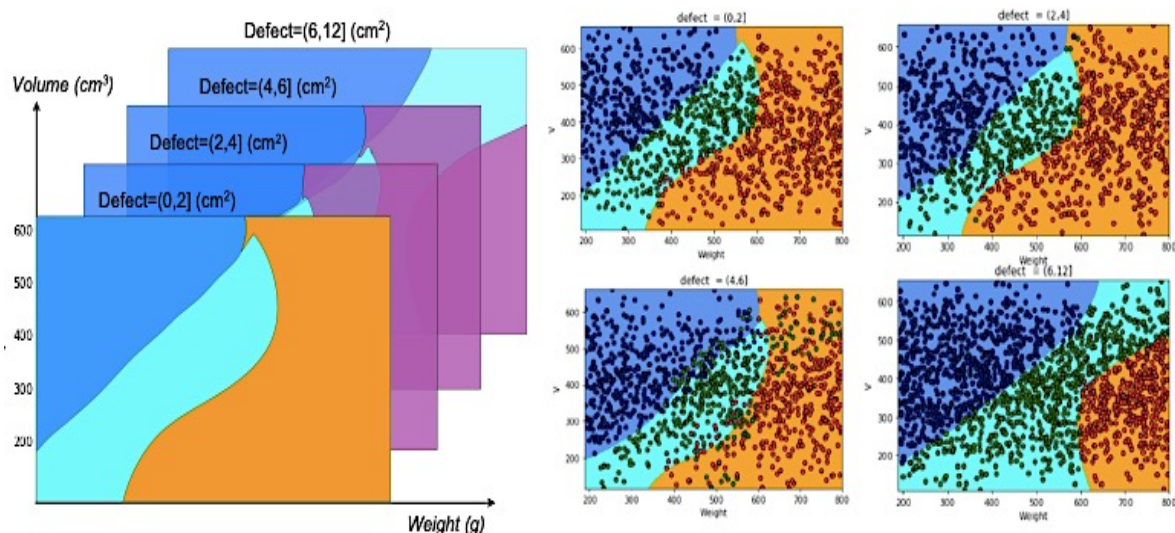
Hình 4.35. Phân loại mô hình KNN

Vấn đề phân loại trong lĩnh vực có phổ khuyết tật (4.6) có nhiều cải tiến hơn so với mô hình SVM, nhưng khi xem xét phân loại trong khu vực khiếm khuyết còn lại, việc phân loại KNN không đáng tin cậy hơn mô hình SVM. Lý do cho điều này là khi sự khác biệt giữa hai hình thức trở nên khá đơn giản, KNN có rất ít lợi thế so với SVM khi phân biệt bằng hyperplanes. Cả ba phương pháp LDA, SVM và KNN đều có những điểm mạnh và điểm yếu riêng trong việc phân loại xoài tại Việt Nam. Phương pháp mô hình RF cuối cùng sẽ giải quyết hầu hết các thiếu sót của ba mô hình được đề cập ở trên. Đầu tiên, để có một mô hình tốt để phân loại, số lượng cây trong rừng được đưa ra trong *Hình 4.36*, cần phải được kiểm soát sao cho độ chính xác của mô hình là tốt nhất.



Hình 4.36. Đường cong xác nhận RF

Trong Hình 4.36, số lượng cây trong rừng ảnh hưởng rất lớn đến độ chính xác của mô hình RF. Khi tăng số lượng cây, độ chính xác của mô hình RF trong khoảng 97 đến 98,3% từ cây thứ 14 trở đi. Do đó, để đảm bảo sự ổn định và tốc độ huấn luyện của số lượng cây được chọn 27 cho tham số của mô hình RF. Quá trình phân loại của mô hình RF được đưa ra trong Hình 4.37.



Hình 4.37. Phân loại mô hình RF

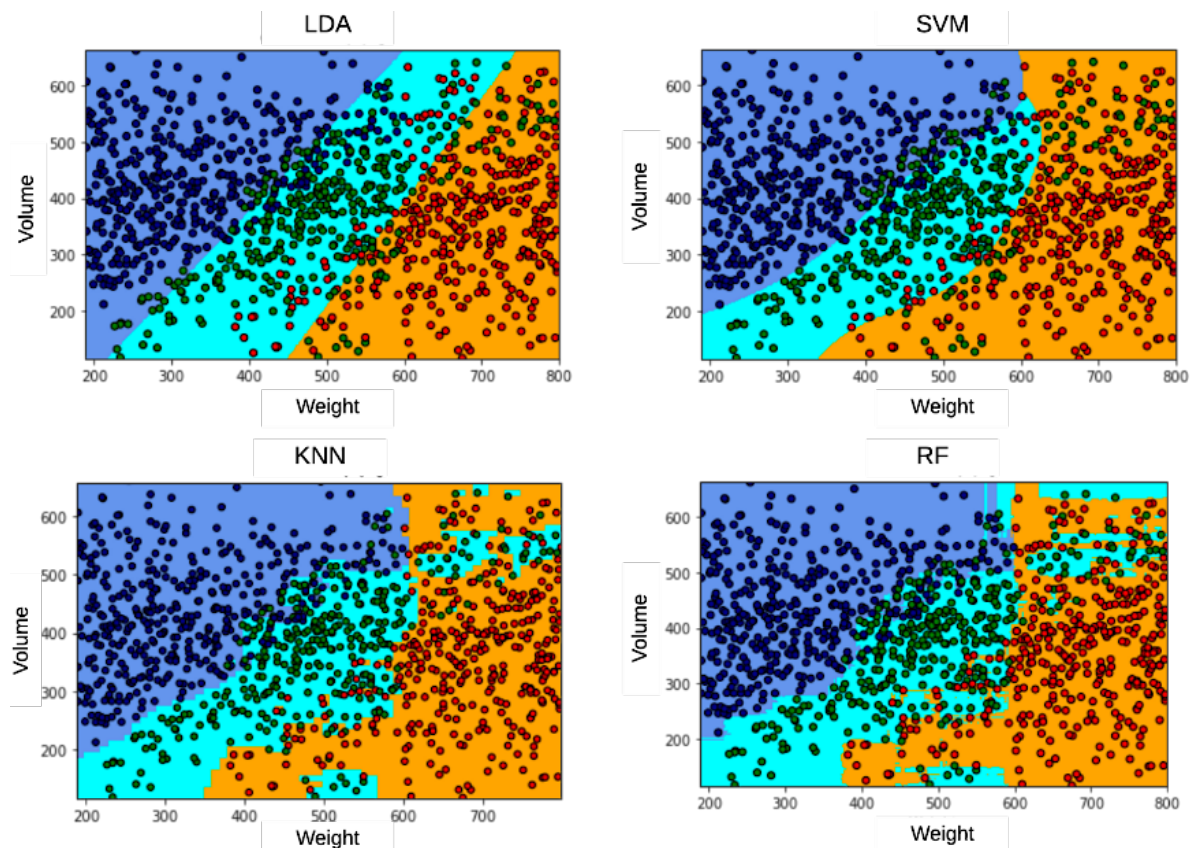
Bảng 4.9. Độ chính xác của các mô hình

Type	Type1	Type2	Type3	Precision (%)	Sensitivity (%)	F1 score	Accuracy (%)
Random forest	Type1	348	2	0	99.4	98.6	99.0
	Type2	5	305	7	96.2	97.8	97.0
	Type3	0	5	361	98.6	97.6	98.1
Linear Discriminant Analysis(LDA)	Type1	331	16	3	94.6	93.8	94.2
K_Nearest Neighbors (KNN)	Type2	20	280	19	87.8	87.4	87.6
	Type3	2	24	343	93.9	93.9	93.9
Support Vector Machine(SVM)	Type1	343	6	1	98.1	97.7	97.9
	Type2	7	304	8	95.3	96.2	95.8
	Type3	1	6	359	98.2	98.0	98.1
Support Vector Machine(SVM)	Type1	342	6	2	97.7	96.9	97.3
	Type2	8	302	9	94.6	93.4	94.0
	Type3	3	15	348	95.1	96.9	96.0

Trong mô hình này, nhược điểm của các mô hình trước được giải quyết trong phân loại xoài trong tất cả các phạm vi khuyết tật (0,12) được xác định rõ ràng và chính

xác bởi hệ thống phân loại theo luật. Việc phân loại xoài và phương pháp phân loại của mô hình RF có xu hướng giống hệt nhau khi được phân loại theo một bộ luật là lý do cho độ chính xác cao. Dựa trên phần thử nghiệm của bốn phương pháp mô hình LDA, SVM, KNN và RF, mô hình được chọn cuối cùng sẽ sử dụng đối với phân loại xoài là RF. Vấn đề ảnh hưởng đến độ chính xác trong quy trình phân loại là ranh giới giữa các loại xoài không cố định và đan xen. Mô hình RF đã xử lý vấn đề này rất tốt. Có thể thấy rõ độ chính xác trong *Hình 4.37* trong đó ranh giới giữa xoài rất phức tạp.

Sau khi so sánh và đánh giá các phương pháp và chọn phương pháp tốt nhất (*Hình 4.38*), *Bảng 4.9* cho thấy sự khác biệt giữa các thuật toán này trong đánh giá và phân loại xoài.



Hình 4.38. So sánh bốn mô hình bao gồm LDA, SVM, KNN và RF

Các mô hình hoạt động chính xác hơn 90%. Mô hình hoạt động tốt nhất là RF với độ chính xác 98,1%. Các mô hình được sử dụng cho các nghiên cứu phân loại xoài trước đây không hoạt động tốt như mô hình RF. Năng suất tốt nhất khi dự đoán loại 1 với mô hình RF là 99,4% và loại 3 là 98,6%, loại 2 luôn có nhiều lỗi trong quá

trình đoán. Lỗi tốt nhất với KNN là 94,6%. Lý do cho lỗi ở loại 2 là quá nhiều nhiễu giữa loại 2 và 1, loại 2 và 3 trong dữ liệu huấn luyện. Mối quan hệ giữa các loại 1, 3 và 2 không thực sự rõ ràng trong việc tách các loại 2 khỏi hai loại còn lại. Độ chính xác của các mô hình giảm đáng kể do lỗi trong dự đoán loại 2. Điều này cho thấy loại 2 sẽ có nguy cơ xảy ra lỗi. Tỷ lệ mà dữ liệu mô hình loại 2 vào các loại còn lại gần như giống nhau trong các mô hình LDA, SVM, KNN. Tuy nhiên, với mô hình RF, tỷ lệ này khác nhau đáng kể khi tốc độ đoán dữ liệu của loại 2 đến loại 1 nhỏ hơn so với loại 2 so với loại 3.

4.8. Kết quả phân loại xoài ứng dụng các mô hình LDA, SVM, KNN và RF

Các mô hình phân loại đã được thực hiện với việc hỗ trợ các thuật toán máy học. Việc triển khai xoài phân loại dựa trên việc áp dụng công nghệ xử lý ảnh để xử lý hình ảnh chụp xoài và sau đó sử dụng bốn phương pháp mô hình LDA, SVM, KNN và RF để tự động phân loại xoài (*Hình 4.38*). Có một số kết luận:

Kết quả dự đoán của các mô hình giám sát về máy học được đề cập trong nghiên cứu này có độ chính xác cao. Đặc biệt, mô hình RF có hiệu suất dự đoán tốt nhất đạt 98,1% và được đề xuất để dự đoán loại xoài.

Trong suốt quá trình phân loại, một chuỗi các phương pháp phân tích trong xử lý ảnh được sử dụng để biến đổi hình ảnh đã chụp của xoài thành dạng hình ảnh có thể dễ dàng trích xuất tính năng từ xoài. Thí nghiệm cho thấy các phương pháp như vậy thành công khi kết quả dự đoán có một lỗi nhỏ.

Giải pháp máy học ML được giám sát có thể duy trì độ chính xác dự đoán cao cho các loại xoài khác nhau. Tuy nhiên, nên áp dụng cho xoài tương tự như xoài mẫu.

Do loại xoài được phân loại dựa trên các quy tắc và mối quan hệ của tính năng xoài, do đó, cách tiếp cận phương pháp mô hình RF có lợi thế hơn các phương pháp khác khi phân loại dựa trên các quy tắc được tạo từ các biến đầu vào.

Trong nghiên cứu này, đề xuất phương pháp mô hình RF dự đoán xoài ở Việt Nam và có kết quả thành công với độ chính xác 98,1%. Ngoài ra để xác định thành phần chất lượng bên trong trái, ở đây xác định là độ độ Brix xoài và ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo để đánh giá và xác định độ Brix, đồng thời đánh giá chất lượng bên trong trái.

4.9. Dự đoán độ Brix xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI

4.9.1. Khái quát các yếu tố đánh giá chất lượng bên trong trái xoài

Tỷ trọng trái và tỷ trọng dung dịch: Tỷ trọng trái xoài được đo bằng dụng cụ đo tỷ trọng trái. Xoài được đo trọng lượng ban đầu. Sau đó, cho vào khay chứa nước bên trong và ghi nhận trọng lượng trái đọc được trên đồng hồ gắn ở phía trên. Tỷ trọng trái được tính theo công thức:

$D = \text{Trọng lượng trái xoài} / (\text{Trọng lượng trái xoài} - \text{trọng lượng trái ghi nhận trên đồng hồ khi đặt trong nước})$.

Tỷ trọng dung dịch được xác định bằng cách đặt tỷ trọng kế vào dung dịch cần đo rồi đọc giá trị trên vạch của tỷ trọng kế ở vị trí ngang với mực nước.

Độ cứng thịt trái: Độ cứng của trái được xác định bằng dụng cụ đo độ cứng FRUIT PRESSURE TESTER-FT 327 (do Ý sản xuất), đo ở đầu trái, giữa trái và cuối trái. Sau đó, tính trung bình để có trị số chung của trái, đơn vị tính: kgf/cm^2 .

PH thịt trái: Trị số pH của thịt trái được đo bằng cách lấy mẫu ở 3 vị trí: đầu trái, giữa trái và cuối trái, sau đó ép lấy nước và đem đo ngay bằng pH kế hiệu ORION (USA).

Độ Brix trái (độ đường, độ ngọt): Được sử dụng để thể hiện nồng độ (% trọng lượng) hoặc mật độ đường trong dung dịch. Trái xoài được lấy đại diện ở ba vị trí: đầu, giữa và cuối trái; ép lấy dịch trái và đo độ Brix bằng khúc xạ kế hiệu ATAGO, thang đo từ 0 đến 32%.

Tinh bột: Hàm lượng tinh bột được xác định theo phương pháp của Coombs và *ctv.* (1987). Mẫu sau khi được trích đường được sấy khô ở $60-70^{\circ}\text{C}$ trong 30 phút. Sau đó, đun cách thủy với 5 ml cát trong 15 phút, để cho mẫu nguội. Thêm 2ml acid perchlohydric 9,2N, khuấy đều trong 15 phút, thêm nước cất vào đủ 10ml. Ly tâm với vận tốc 4.000 vòng/phút trong 3 phút, lấy phần lỏng ở trên (*). Cặn sau khi ly tâm được cho thêm vào 2ml acid perchlohydric 4,6 N, khuấy đều trong 15 phút, pha loãng thành 10ml với nước cất rồi đem ly tâm như trên, lấy chất lỏng (**). Gộp chung (*) và (**) để định lượng đường theo phương pháp phenol-sufuric acid.

$$\text{Tinh bột (\%)} = a \times 0,9$$

Trong đó: a: Lượng đường glucose sau khi thủy phân

0,9: Hệ số chuyển thành tinh bột

Trọng lượng chất khô: Hàm lượng chất khô của thịt trái được xác định bằng phương pháp sấy khô. Phương pháp được tiến hành: đĩa petri được rửa sạch sấy khô và cân trọng lượng (W_0). Sau đó, cho mẫu vào đĩa và cắt thành nhiều miếng nhỏ, mỏng, rồi đem cân trọng lượng tươi (W_1). Mẫu được sấy ở nhiệt độ 60°C trong 1 tuần và được làm nguội ở bình hút ẩm trong 25 đến 30 phút, đem cân (W_2). Tiếp tục cho vào tủ sấy 30 phút, lấy ra để nguội ở bình hút ẩm và cân lại như trên cho đến khi trọng lượng chất không đổi.

$$\text{Trọng lượng chất khô (\%)} = [(W_2 - W_0) \times 100] / (W_1 - W_0)$$

Trong đó: W_0 = trọng lượng đĩa petri (g),

W_1 = trọng lượng tươi của mẫu (g),

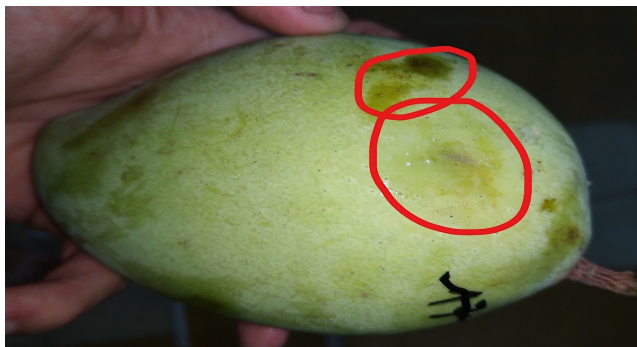
W_2 = trọng lượng chất khô của mẫu (g).

Kết quả: Phân tích các đặc tính phẩm chất trái kết hợp với đánh giá cảm quan cho thấy giữa tỷ trọng trái và phẩm chất trái xoài Cát Hòa Lộc, xoài Cát Chu có tương quan rất chặt; trị số pH, độ cứng thịt trái, độ ngọt, hàm lượng tinh bột, trọng lượng khô trên trái sồng tăng dần theo tỷ trọng trái; trị số độ cứng sau khi tăng đến giá trị tối đa đã bắt đầu suy giảm khi trái có dấu hiệu chín cây. Ngược lại, trị số độ cứng và hàm lượng tinh bột giảm mạnh trong tiến trình chín của trái đi đôi với sự thay đổi màu sắc và mềm hóa của thịt trái.

Đối với xoài Cát Hòa Lộc và xoài Cát Chu sồng, khi đạt đến mức tỷ trọng 1,02, hàm lượng chất khô, pH thịt trái, độ cứng thịt trái đã đạt tối đa. Trái lớn hơn mức tỷ trọng này đã bắt đầu chín cây, trị số pH thịt trái và độ cứng thịt trái đã có dấu hiệu suy giảm trên cả trái sồng lẫn trái chín. Đánh giá cảm quan trên trái chín cho thấy trái có tỷ trọng 0,99 và trái có tỷ trọng lớn hơn 1,02 đều chưa đạt yêu cầu người tiêu dùng. Như vậy, sử dụng kỹ thuật tỷ trọng để phân loại độ già trái xoài Cát Hòa Lộc, xoài Cát Chu sau thu hoạch giúp cho phẩm chất trái được đồng nhất thích hợp cho việc phân loại trái với quy mô công nghiệp.

Do nhu cầu thưởng thức, sử dụng của người dùng và do các khâu trong quá trình sản xuất, quá trình phân loại xoài, thị trường tiêu thụ, khu vực sản xuất... nên

hiện tại nhà sản xuất, người dùng chỉ nhận biết chất lượng trái xoài qua bề ngoài, còn bên trong trái chỉ nhận biết qua cảm tính (Hình 4.39). Mặt khác, do có nhiều yếu tố đánh giá chất lượng bên trong trái xoài nên việc sử dụng các phương pháp để đánh giá chất lượng trái khá phức tạp, cùng với mỗi yếu tố đánh giá dùng các phương pháp xác định khác nhau nên việc cùng lúc sử dụng phương pháp để xác định chất lượng chung của trái sẽ gặp khó khăn.



Hình 4.39. Vết thâm bầm liên quan đến chất lượng xoài

Dựa vào mối tương quan, tương đồng hay ảnh hưởng qua lại giữa các yếu tố đánh giá chất lượng bên trong trái. Nếu trái đạt ngưỡng nào thì các yếu tố sẽ có các giá trị tương ứng. Xét mức độ ảnh hưởng và quan trọng nhất để đánh giá chất lượng bên trong trái thì qua các nghiên cứu, đánh giá của các chuyên gia, các nhà khoa học thì độ Brix trái là yếu tố đánh giá chất lượng trái quan trọng và ảnh hưởng nhất [7]. Vì thế, trong đề tài này, chọn độ Brix để ứng dụng AI, xác định chất lượng bên trong trái xoài.

Với một khái niệm đơn giản, có thể hiểu độ Brix là độ ngọt trong cây trồng và rau, củ, quả. Mà đường là dung dịch chủ yếu trong các dung dịch từ thực vật nên việc giám sát và kiểm tra chính xác độ Brix là yếu tố rất quan trọng. Việc nghiên cứu về độ Brix sẽ đem đến các tác dụng, các đánh giá:

Tính chỉ số đường (tỷ lệ% độ Brix / axit), một chỉ số chất lượng sau thu hoạch nông sản.

Đánh giá các thông số thành phần hóa học quan trọng như chất rắn hòa tan trong các sản phẩm thực phẩm có tiêu chuẩn nhận dạng.

Đánh giá vị ngọt. Trong chế biến hoa quả, giá trị độ Brix càng cao thì càng có nhiều trái cây hoặc nước hoa quả.

4.9.2. Xác định các yếu tố phụ thuộc độ Brix xoài

Khảo sát cẩn thận đo kích thước, khối lượng và thể tích của 4983 mẫu xoài và tính toán sai số ngẫu nhiên của từng trái xoài. Các biểu đồ *Hình 4.20* có hình dạng rất giống với phân phối các tập dữ liệu tập trung vào một phạm vi các giá trị và ít hơn trên các phạm vi còn lại. Bảng lỗi từ *Bảng 4.2* của các biến chiều cao (*he*), chiều rộng (*wi*), khối lượng (*we*), mật độ (*de*) và thể tích (*V*), xuất phát từ bảng phân phối được hiển thị trong *Bảng 4.2*.

Lỗi đo nhỏ hơn sai số cho phép, vì vậy dữ liệu này là đáng tin cậy. Do đó, dữ liệu này sẽ được coi là kích thước dữ liệu thử nghiệm của xoài. Vấn đề tiếp theo là xử lý hình ảnh của những trái xoài này với kích thước thật của chúng và đánh giá độ chính xác của chúng. Tất cả xoài được phân loại theo tiêu chuẩn chuyên gia được áp dụng bởi tất cả nông dân. Từ bảng phân phối ở trên, biến đầu vào ảnh hưởng tới độ Brix được xác định là kích thước, khối lượng và thể tích của xoài, và biến đầu ra sẽ là độ Brix trên thang đo tiêu chuẩn của xoài tương ứng (*Bảng 4.10*).

Bảng 4.10. Bảng thông số phương trình phụ thuộc độ Brix xoài

Biến phụ thuộc	Biến không phụ thuộc	Hệ số chưa chuẩn hóa		Hệ số chuẩn hóa	t	Sig.
		β	Sai số lệch chuẩn	Beta		
Độ Brix (Độ ngọt)	(constant)	-150.593	3.483		-1.238	.000
	Khối lượng (kg)	4.865	0.259	0.187	4.659	.001
	Chiều cao (mm)	7.495	0.328	0.294	7.382	.001
	Chiều rộng (mm)	5.573	0.589	0.342	3.583	.002
	Thể tích (lít)	5.683	0.244	0.201	3.221	.0017

Dựa vào *Bảng 4.10* thì phương trình phụ thuộc giữa các biến đầu vào và độ Brix của xoài trong (4.53).

$$Brix_{level} = 4.865 * khoi_luong + 5.573 * chieu_rong + 7.495 * chieu_cao + 5.683 * the_tich - 150.593 \quad (4.53)$$

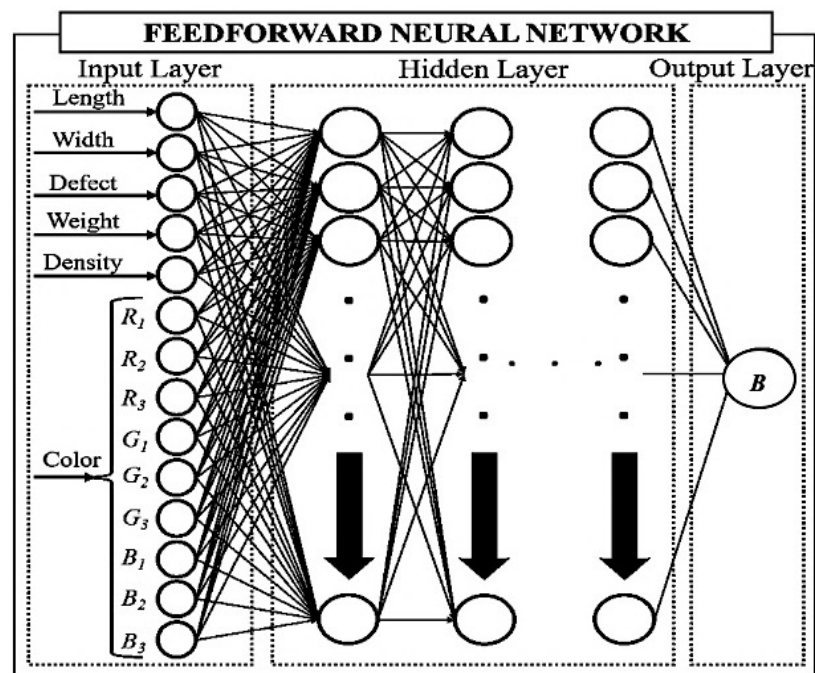
4.9.3. Giải thuật và chương trình điều khiển về AI xác định độ Brix xoài

Mạng lưới thần kinh là một thuật toán cố gắng bắt chước từ bộ não vốn là một trạng thái nghệ thuật của kỹ thuật thần kinh nhân tạo cho nhiều ứng dụng thực tế phổ

biến. Sau khi nghiên cứu và kiểm tra khoảng 38 trái xoài có mẫu thử ngẫu nhiên không nằm trong tập huấn luyện (dữ liệu thử nghiệm dựa vào giá trị xử lý số liệu thực nghiệm thì được coi là đạt [8]), ghi lại và tóm tắt tất cả các giá trị cần thiết có thể ảnh hưởng đáng kể đến độ Brix của trái xoài. Độ Brix là phần trăm chất rắn có trong nước ép của trái. Những chất rắn này hầu hết được tạo thành từ đường và khoáng chất.

4.9.3.1. Xác định cấu trúc của mô hình FFNN để xác định độ Brix của xoài

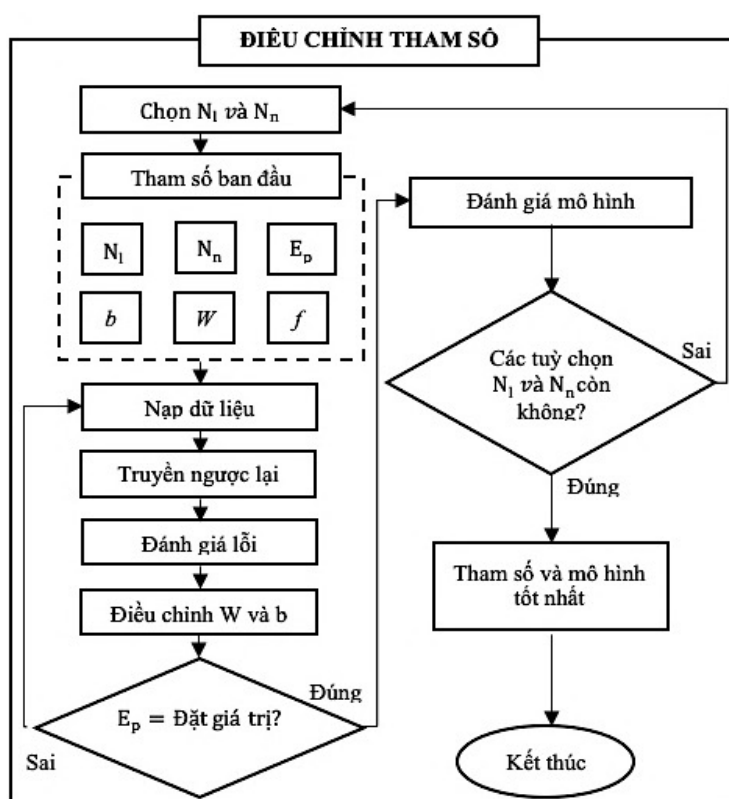
Thuật toán FFNN là một hệ thống tính toán lấy cảm hứng từ mạng nơ-ron sinh học sử dụng mạng lưới các chức năng để hiểu và chuyển đổi một loạt dữ liệu đầu vào thành đầu ra mong muốn. FFNN giảm thiểu lỗi cho các đầu vào phi tuyến và có thể thu được mối quan hệ giữa đầu vào và đầu ra mà không cần các phương trình toán học phức tạp. Mô hình của nghiên cứu này có ba thành phần chính: một lớp đầu vào, một số lớp ẩn và một lớp đầu ra. Kiến trúc của mô hình FFNN được thể hiện trong Hình 4.40.



Hình 4.40. Kiến trúc mô hình FFNN

Trong lớp đầu vào và đầu ra, số lượng nút tương ứng với số lượng biến đầu vào và đầu ra. Trong trường hợp này, có mười bốn nút trong lớp đầu vào, biểu thị các tính năng bao gồm chiều dài, chiều rộng, khuyết tật, trọng lượng, mật độ, R_1 , R_2 , R_3 , G_1 , G_2 , G_3 , B_1 , B_2 , B_3 . Bên cạnh đó, có một tế bào thần kinh trong lớp đầu ra, biểu thị dự đoán độ Brix của xoài. Tuy nhiên, so với các lớp đầu vào và đầu ra, thiết lập của

lớp ẩn trở nên phức tạp hơn. Các lớp ẩn nhận và xử lý thông tin đến từ lớp đầu vào. Số lớp ẩn và số nút trên mỗi lớp khác nhau giữa các lớp, các lớp này có các kết nối khác nhau. Lớp ẩn có hai siêu tham số chính kiểm soát kiến trúc của mạng: số lớp (N_L) và số nút trong mỗi lớp ẩn (N_n) khác nhau ở mỗi lớp. Tuy nhiên, rất khó để xây dựng N_L và N_n vì chúng phụ thuộc vào các tính năng của tập dữ liệu cụ thể. Do đó, nghiên cứu này đề xuất một hệ thống tham số điều chỉnh để xác định kiến trúc của FFNN được chỉ ra trong Hình 4.41.



Hình 4.41. Giải thuật điều chỉnh tham số

Đầu tiên, các tham số bao gồm N_n , N_L , trọng số (W), độ lệch (b), số kỹ nguyên (Ep) và các hàm kích hoạt (f) được khởi tạo để chuẩn bị cho mô hình huấn luyện. Các mẫu đầu vào chuyển đến đầu ra ở mỗi thời điểm thông qua thuật toán chuyển tiếp nguồn cấp dữ liệu. Sau đó, các sai số giữa đầu ra nạp tiếp và đầu ra thực được xác định và lưu trữ cho tất cả các mẫu mục tiêu đầu vào để điều chỉnh trọng số (W) và độ lệch (b) bằng cách sử dụng thuật toán lan truyền ngược Levenberg-Marquardt. Quá trình điều chỉnh này chạy cho đến khi kết thúc số kỹ nguyên được chỉ định (Set_value). Khi thay đổi hai tham số (N_L và N_n), các kiến trúc lớp ẩn khác nhau được

tạo ra, được đánh giá lần lượt trong bước đánh giá mô hình để xác định kiến trúc mô hình hoạt động tốt nhất. Trong bước mô hình đánh giá, hiệu suất tối ưu hóa của FFNN được định lượng bằng cách sử dụng sai số bình phương trung bình (MSE) của tất cả các lỗi mẫu mục tiêu đầu vào.

Gọi W , b , p và y lần lượt là ma trận trọng số, vectơ thiên vị, vectơ đầu vào và vectơ đầu ra của mỗi lớp. Đầu ra của nút thứ j được tính trong (4.54).

$$\bar{y}_j^L = f(W_{ij}^L x_i^{L-1} + b_j^L) \quad (4.54)$$

Hiệu suất của quá trình huấn luyện được xác định bằng cách tìm ra sự khác biệt giữa đầu ra FFNN và đầu ra chính xác. Hàm tổn thất (L_s) được tính toán trong (4.55) dựa trên sai số bình phương trung bình (MSE).

$$L_s = \frac{1}{2s} \sum_{i=1}^s (\bar{y}_j^L - y_j^L)^2 \quad (4.55)$$

Sau đó, thuật toán Gradient descent được áp dụng để cập nhật trọng số và độ lệch, giúp giảm thiểu hàm mất mát. Trọng số và độ chệch được cập nhật được tính theo (4.56 - 4.57), tương ứng với tỷ lệ học tập. Trong mỗi lần lặp, tốc độ học điều khiển tốc độ di chuyển đến điểm cực tiểu. Thông qua các lần lặp lại, dốc xuống hội tụ tại cực tiểu, cung cấp trọng số và độ lệch tốt nhất.

$$W_{ij}^L = W_{ij}^L - \alpha \frac{\partial}{\partial W_{ij}^L} L_s(W_{ij}^L) \quad (4.56)$$

$$b_j^L = b_j^L - \alpha \frac{\partial}{\partial b_j^L} L_s(b_j^L) \quad (4.57)$$

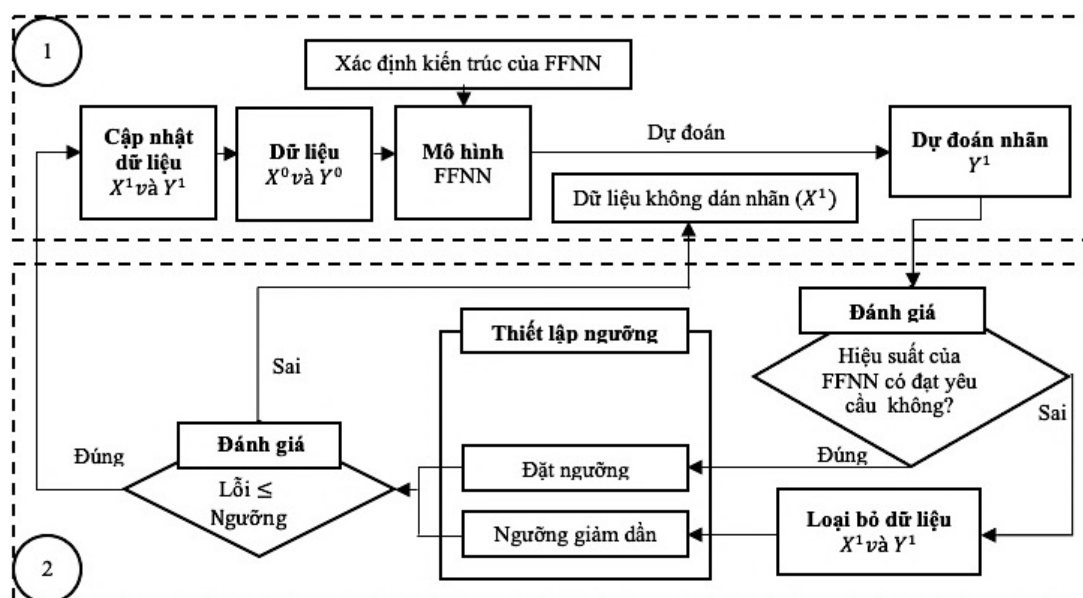
Độ Brix dự đoán của lớp đầu ra được xác định trong (4.58).

$$B = \sum_{i=1}^n (W_k^{N_L} \cdot x_k^{N_L}) + b_k^{N_L} \quad (4.58)$$

4.9.3.2. Phương pháp tự học trong bài toán xác định độ Brix của xoài

Dữ liệu đối chiếu và ghi nhãn lớn là những công việc tẻ nhạt và tốn kém, đòi hỏi nhiều thời gian, kiến thức chuyên môn và nguồn lực tài chính để đáp ứng các yêu cầu của mô hình FFNN. Do đó, phần này áp dụng hệ thống tự học cho mô hình FFNN để dự đoán độ Brix của xoài được trình bày trong *Hình 4.41*. Thời gian trưởng thành của xoài được xác định dựa trên một tập dữ liệu nhỏ được ghi lại thủ công. Từ *Hình*

4.41, hệ thống đề xuất được chia thành hai giai đoạn sau. Trong giai đoạn 1, mô hình FFNN lần đầu tiên được huấn luyện với X^0 và Y^0 theo cách có giám sát để dự đoán tập dữ liệu mục tiêu chưa biết X^1 . Trong giai đoạn 2, tập mục tiêu Y^1 trong giai đoạn 1 được sử dụng để cập nhật dữ liệu.



Hình 4.42. Cấu trúc của phương pháp tự học trong bài toán xác định độ Brix xoài

Giai đoạn 1 – Huấn luyện mô hình FFNN

Trong giai đoạn 1, sau khi xác định kiến trúc của FFNN, mô hình được huấn luyện với các đặc điểm của xoài ($X^0 = \{x^0_1, x^0_2, x^0_3, \dots, x^0_m\}$) thuộc không gian dữ liệu 14 chiều, R14 và mục tiêu ($Y^0 = \{y^{01}, y^{02}, y^{03}, \dots, y^{0m}\}$), trong đó m là số mẫu. Mô hình FFNN được sử dụng để dự đoán tập dữ liệu hoàn chỉnh chưa biết X^1 , tập dữ liệu mục tiêu là Y^1 .

Giai đoạn 2 – Đánh giá lỗi và cập nhật dữ liệu

Mục tiêu (y^{1i}) của mẫu (x^{1i}) của X^1 được so sánh với mục tiêu (y^{0i}) của mẫu (x^{0i}) của X^0 bằng cách sử dụng sai số phần trăm tuyệt đối trung bình (MAPE) được biểu diễn trong (4.59), trong đó x^{0i} là điểm gần nhất của x^{1i} trong không gian dữ liệu. Nếu lỗi ước lượng thỏa mãn với ngưỡng, tập dữ liệu mẫu (X^1, Y^1) được sử dụng để cập nhật dữ liệu huấn luyện. Sau đó, hệ thống quay trở lại giai đoạn 1 để khởi chạy một vòng lặp học tập mới cho đến khi không thể sử dụng các mẫu phù hợp hơn để

nâng cấp hệ thống. Điều kiện trong (4.60) được kiểm tra để xem liệu X^1 và Y^1 có thể được sử dụng để cập nhật dữ liệu hay không.

$$\varepsilon_{Y^1} = \left| \frac{Y^1 - Y}{Y} \right| \quad (4.59)$$

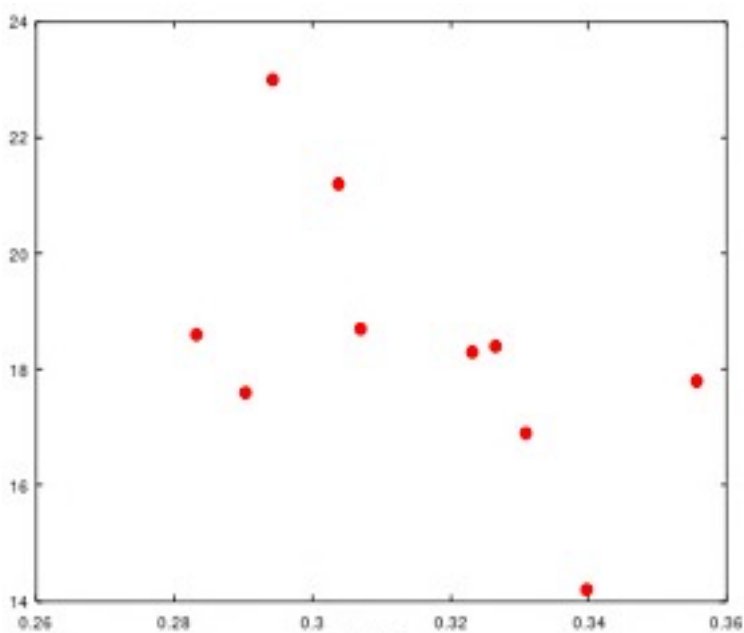
$$\begin{aligned} & \text{If } (\varepsilon_{Y^1} \leq T_{Y^1}) \\ & \text{Then } (X^0 \leftarrow X^0 \cup \{x_i^1\}) \text{ and } (Y^0 \leftarrow Y^0 \cup \{y_i^1\}) \end{aligned} \quad (4.60)$$

Tuy nhiên, hiệu suất của mô hình FFNN phụ thuộc vào tính tổng quát của dữ liệu gốc. Do đó, mô hình hiện tại được đánh giá là đảm bảo độ chính xác của mô hình FFNN sau khi cập nhật dữ liệu vẫn cao hơn so với mô hình cũ dựa trên các chỉ tiêu dự đoán khi dự đoán tập dữ liệu ban đầu. Nếu hiệu suất của mô hình giảm, các mẫu cập nhật sẽ bị loại bỏ. Sau đó, giá trị ngưỡng được giảm xuống để cập nhật thêm dữ liệu mới.

4.9.3.3. Mạng lưới thần kinh tối ưu để dự đoán độ Brix xoài

Sau khi điều chỉnh tập huấn luyện và đánh giá xác thực tập hợp và tìm mô hình tối ưu, một mạng thần kinh có 1 lớp ẩn với n nút được chọn vì tối ưu hóa tốc độ và hạ thấp giá trị của hàm giá trị.

Điều quan trọng là sử dụng phân tích thành phần nguyên tắc (PCA) để giảm kích thước của đầu vào từ 4 chiều xuống 1 chiều để có thể dễ dàng vẽ sơ đồ dữ liệu trực quan hóa. Tính năng mới này được gọi là X_PCA (Hình 4.43).



Hình 4.43. Độ Brix phụ thuộc vào X_PCA (khối lượng, chiều dài, chiều rộng và thể tích trái)

Từ (4.53 - 4.60) xây dựng một mạng lưới thần kinh dự đoán độ Brix của xoài: chọn số lượng đơn vị đầu vào trong mạng này phải là 4, vì đây là 4 đặc tính ảnh hưởng, cần thiết nhất để dự đoán được độ Brix của xoài.

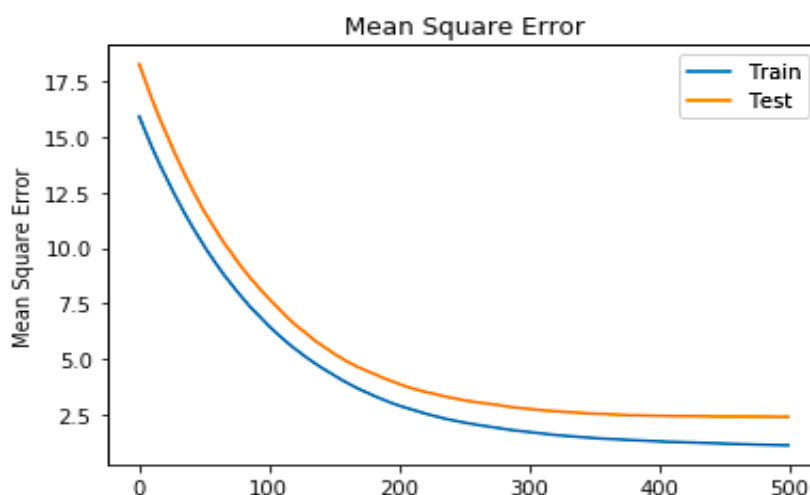
Đầu ra sẽ là độ Brix (một số nguyên) có nghĩa là vấn đề về phương trình hồi quy nên số đơn vị đầu ra là một. Ngoài ra, các hàm ReLU được áp dụng cho các lớp ẩn và lớp cuối cùng là tuyến tính vì đây là phương trình hồi quy.

Số lớp ẩn cũng là vấn đề quan trọng trong mạng lưới thần kinh. Thay đổi số lượng các lớp ẩn và số lượng đơn vị trong các lớp ẩn để tìm giá trị tối ưu nhất của hàm giá trị và điều đó có cùng số lượng đơn vị trong mỗi lớp ẩn. Các trọng số được yêu cầu sẽ bắt đầu ngẫu nhiên thay vì các số không hoặc vectơ như trong hồi quy tuyến tính hoặc khởi tạo hồi quy logistic. Số không hoặc khởi tạo vectơ có thể gây ra giá trị bất ngờ bằng nhau của tất cả các đơn vị trong các lớp ẩn. Một khởi tạo ngẫu nhiên của ma trận 10x6 đang sử dụng giá trị epsilon. θ_{init} là ma trận ngẫu nhiên 10x6 trong (4.61).

$$\delta\theta = \theta * (2 * \epsilon) - \epsilon \quad (4.61)$$

Với $\theta \in [-\epsilon, \epsilon]$.

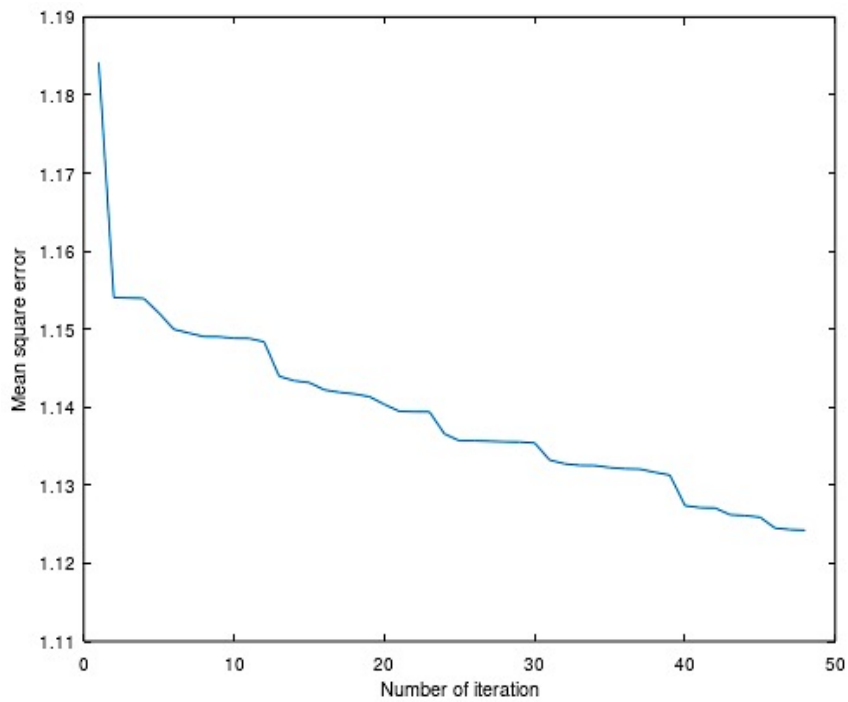
Bước tiếp theo là thực hiện các lệnh về phía trước $h_0(x^{(i)})$ để có được với bất kỳ tham số nào $x^{(i)}$. Sau đó thực hiện hàm giá trị để xem giá trị lỗi (Hình 4.44).



Hình 4.44. Biểu đồ hàm giá trị cho mỗi lần lặp lại

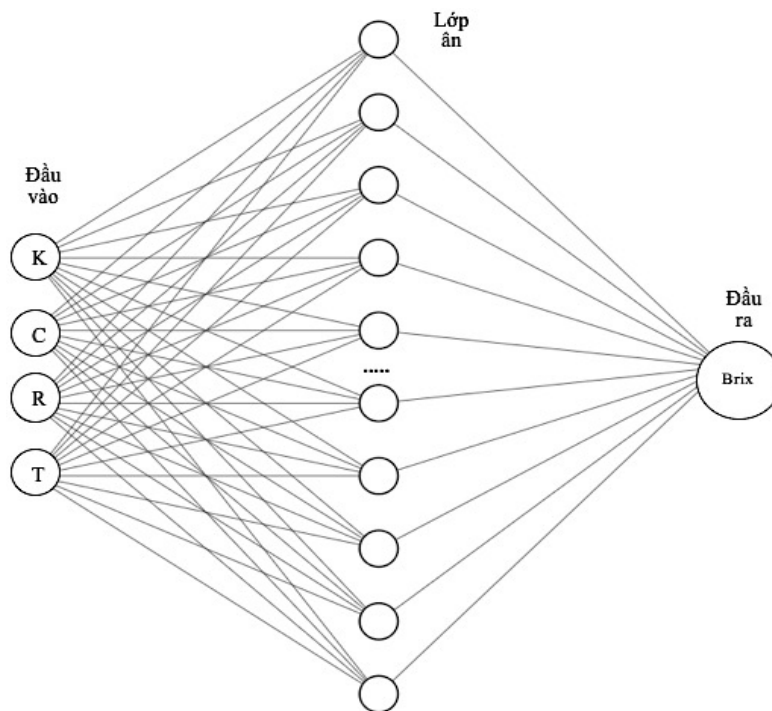
Sau đó, thực hiện lệnh lan truyền ngược để tính toán các đạo hàm riêng (4.62) và sử dụng phương pháp được gọi là kiểm tra độ dốc để xác nhận rằng lệnh về phía sau đang chạy tốt (Hình 4.45).

$$\frac{\delta}{\delta\theta} \approx \frac{J(\theta + \varepsilon) - J(\theta - \varepsilon)}{2\varepsilon} \quad \text{with } \varepsilon = 10^{-4} \quad (4.62)$$



Hình 4.45. Biểu đồ giá trị hàm giá trị thực cho mỗi lần lặp lại

Với các thông số đầu vào trái xoài: Biến khối lượng (K), biến chiều rộng (R), biến chiều cao (C), và biến thể tích (T).



Hình 4.46. Một mạng lưới thần kinh tối ưu để dự đoán độ Brix xoài

Cuối cùng, sử dụng phương trình tối ưu hóa và tỷ lệ phân rã Adam để giảm thiểu hàm giá trị với các trọng số trong theta. Sau khi điều chỉnh tập huấn luyện và đánh giá xác thực tập hợp và tìm mô hình tối ưu, một mạng có 1 lớp ẩn với n nút được chọn vì tối ưu hóa tốc độ và hạ thấp giá trị của hàm giá trị. Mạng lưới thần kinh tối ưu có thể dự đoán độ Brix của mỗi trái xoài dựa trên khối lượng, chiều dài, chiều rộng và thể tích (Hình 4.46) với độ chính xác 98% trên bộ thử nghiệm (Bảng 4.11).

Bảng 4.11. Kết quả đo độ Brix xoài ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo

STT	Khối lượng	Chiều dài	Chiều rộng	Thể tích	% Brix đo	% Brix dự đoán
0	0.473	144.77	86.70	0.56	17.8	14.441794
1	0.341	117.58	77.98	0.38	23.0	19.578823
2	0.434	137.91	83.71	0.50	14.2	14.424911
3	0.366	121.30	80.12	0.40	21.2	19.284744
4	0.277	113.27	74.00	0.32	18.6	18.597376
5	0.331	129.94	82.88	0.50	18.3	17.389435
6	0.287	126.02	71.52	0.32	18.7	18.667647
7	0.426	130.60	85.70	0.50	18.4	16.311674
8	0.406	133.33	84.19	0.48	16.9	16.868423
9	0.329	116.64	77.28	0.36	17.6	19.595980
10	0.299	126.00	71.24	0.32	16.8	18.667647
11	0.342	117.02	79.31	0.36	20.8	19.409678
12	0.348	125.22	76.83	0.38	15.7	18.006142
.....						
34	0.326	120.92	74.36	0.36	18.9	19.156420
35	0.352	123.89	77.30	0.38	20.2	19.273220
36	0.281	120.65	69.63	0.32	19.5	18.841263
37	0.274	120.67	70.62	0.32	16.6	18.883127

4.10. Kết quả ứng dụng AI dự đoán độ Brix xoài

Nghiên cứu ứng dụng thành công các phương pháp mô hình dự đoán độ chính xác xoài và lựa chọn phương pháp mô hình RF có kết quả dự đoán xoài chính xác lên đến 98,1%. Kết hợp với sử dụng mạng thần kinh nhân tạo dự đoán và đánh giá độ Brix của xoài đạt 98% độ chính xác. Từ đó, một hệ thống phân loại xoài hiệu suất cao sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI được hoàn thành và thực nghiệm hiệu quả (Hình 4.47).



Hình 4.47. Hệ thống phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI

4.11. Kết luận

Hệ thống nhận diện và xử lý ảnh do nguồn dữ liệu đầu vào của các khuyết tật chưa nhiều nên ban đầu hệ thống xử lý các tín hiệu về các khuyết tật vẫn còn nhiều sai số nhưng khi đề xuất và tiến hành sử dụng Máy học cho hệ thống có thể tự thu thập và cập nhật các khuyết tật trên xoài nên độ chính xác được cải thiện rõ. Đưa giải thuật Máy học vào hệ thống phân loại để hệ thống có thể khắc phục được các lỗi nhận sai vị trí khay xoài và các khuyết tật của xoài bằng cách tự thu nhập và xử lý các dữ liệu qua nhiều mẫu. Cải tiến toàn hệ thống, chọn chính xác thông số cho các bộ phận cần dùng cho các mạch điều khiển, chọn chính xác thông số các bộ phận cấu thành hệ thống phân loại.

Hệ thống phân loại xoài trong đề tài này có thể ứng dụng trong khâu phân loại nguyên liệu đầu vào ở các loại nông sản khác khi điều chỉnh lại cấu hình hệ thống và giải thuật phân loại nông sản đó. Máy có thể học và điều chỉnh các yêu cầu phân loại với các loại xoài khác nhau hoặc các loại trái cây khác. Các nghiên cứu công bố của đề tài này về ứng dụng AI trong phân loại xoài cho thấy tính khả thi của hệ thống trong việc thay thế con người trong phân loại xoài cũng như các loại nông sản khác.

Các nghiên cứu trước đây chỉ ra cái nhìn khách quan về độ chính xác của phương pháp ngưỡng. Với nghiên cứu này, phương pháp ngưỡng được sử dụng để

chuyển đổi ảnh màu sang ảnh nhị phân, sau đó ảnh được xử lý thông qua một chuỗi hình thái xử lý ảnh. Xử lý hình ảnh được thực hiện trên từng khung hình. Các khung được lọc để lọc nhiễu, phát hiện cạnh và theo dõi ranh giới mà từ đó có thể trích xuất các đặc điểm của xoài. Cấu trúc của phần cứng cũng như buồng xử lý ảnh được nghiên cứu dựa trên hiệu suất, năng suất yêu cầu của hệ thống, do đó dòng xoài di chuyển phải xử lý liên tục trong suốt quá trình xoài được phân loại. Vì vậy, việc chiết xuất các đặc điểm của xoài sẽ được thực hiện theo quy trình.

Việc triển khai phân loại xoài dựa trên việc áp dụng công nghệ xử lý ảnh để xử lý hình ảnh chụp xoài và sau đó sử dụng bốn phương pháp mô hình LDA, SVM, KNN và RF để tự động phân loại xoài. Kết quả dự đoán của mô hình giám sát về máy học RF được đề cập trong nghiên cứu này có độ chính xác cao 98,1%.

Sau khi điều chỉnh tập huấn luyện và đánh giá xác thực tập hợp và tìm mô hình tối ưu, một mạng lưới có 1 lớp ẩn với n nút được chọn vì tối ưu hóa tốc độ và hạ thấp giá trị của hàm giá trị. Mạng lưới thần kinh tối ưu có thể dự đoán độ Brix của mỗi trái xoài dựa trên khối lượng, chiều dài, chiều rộng và thể tích với độ chính xác cao 98%.

❖ *Kết quả hệ thống phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh và AI đã được đăng 2 bài báo quốc tế có chỉ số, trong đó 1 bài Scopus, Q3 (Phụ lục 4, 5).*

CHƯƠNG V: KẾT LUẬN

5.1. Thảo luận

Luận án đã trình bày quá trình nghiên cứu, phát triển và triển khai thực nghiệm hệ thống phân loại xoài tiêu biểu tại tỉnh Đồng Tháp. Nghiên cứu sinh cũng đã tiến hành phân tích đánh giá các yếu tố ảnh hưởng đến đặc tính của hệ thống phân loại xoài nhằm làm rõ hơn các vấn đề kỹ thuật và đề xuất các giải pháp khắc phục. Trên cơ sở kết quả thực nghiệm, nghiên cứu sinh áp dụng các phương pháp xử lý các số liệu thực nghiệm phổ biến để có góc nhìn toàn diện nhất về kết quả đạt được; đồng thời đề xuất một số giải pháp cải tiến các hệ thống liên quan để nâng cao hiệu quả sử dụng hệ thống này (hệ thống phân loại theo khối lượng xoài trong chương II). Nhìn chung các giải pháp kỹ thuật góp phần hoàn thiện hệ thống phân loại đã cho thấy tính hiệu quả của giải pháp và kết quả phân loại đạt hiệu suất và năng suất cho phép.

Phương pháp và số liệu xử lý thực nghiệm tìm thấy trong luận án góp phần đáp ứng được các yêu cầu cơ bản của hệ thống phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và các khuyết tật. Tuy nhiên, độ chính xác trong phần xử lý ảnh phát hiện ra khuyết tật sử dụng phương pháp máy học (Machine Learning) chưa cao do sự giới hạn của thời gian và số lượng mẫu đánh giá.

Sử dụng camera RGB có độ phân giải cao giúp cho việc xử lý các tín hiệu về ảnh số được cải thiện hơn (chương III), đồng thời cho máy hoạt động với nhiều loại xoài khác nhau để máy có thể học được các khuyết tật trên từng loại xoài khác nhau nâng cao được độ chính xác của quá trình phân loại (chương IV).

Hệ thống nhận diện và xử lý ảnh do nguồn dữ liệu đầu vào của các khuyết tật chưa nhiều nên ban đầu hệ thống xử lý các tín hiệu về các khuyết tật vẫn còn nhiều sai số nhưng đề xuất và tiến hành sử dụng Máy học cho hệ thống có thể tự thu thập và cập nhật các khuyết tật trên xoài nên độ chính xác được cải thiện rõ. Đưa giải thuật Máy học vào hệ thống phân loại để hệ thống có thể khắc phục được các lỗi nhận sai vị trí khay xoài và các khuyết tật của xoài bằng cách tự thu nhập và xử lý các dữ liệu qua nhiều

mẫu. Cải tiến toàn hệ thống, chọn chính xác thông số cho các bộ phận cần dùng cho các mạch điều khiển, chọn chính xác thông số các bộ phận cấu thành hệ thống phân loại.

Hệ thống phân loại xoài trong đề tài này có thể ứng dụng trong khâu phân loại nguyên liệu đầu vào ở các loại nông sản khác khi điều chỉnh lại cấu hình hệ thống và giải thuật phân loại nông sản đó. Máy có thể học và điều chỉnh các yêu cầu phân loại với các loại xoài khác nhau hoặc các loại trái cây khác. Các nghiên cứu công bố của đề tài này về ứng dụng AI trong phân loại xoài cho thấy tính khả thi của hệ thống trong việc thay thế con người trong phân loại xoài cũng như các loại nông sản khác.

Các nghiên cứu trước đây chỉ ra cái nhìn khách quan về độ chính xác của phương pháp ngưỡng. Với nghiên cứu này, phương pháp ngưỡng được sử dụng để chuyển đổi ảnh màu sang ảnh nhị phân, sau đó ảnh được xử lý thông qua một chuỗi hình thái xử lý ảnh. Xử lý hình ảnh được thực hiện trên từng khung hình. Các khung được lọc để lọc nhiễu, phát hiện cạnh và theo dõi ranh giới mà từ đó có thể trích xuất các đặc điểm của xoài. Cấu trúc của phần cứng cũng như buồng xử lý ảnh được nghiên cứu dựa trên hiệu suất, năng suất yêu cầu của hệ thống, do đó dòng xoài di chuyển phải xử lý liên tục trong suốt quá trình xoài được phân loại. Vì vậy, việc chiết xuất các đặc điểm của xoài sẽ được thực hiện theo quy trình.

Trong nghiên cứu đã thực hiện quá trình đánh giá cũng như so sánh giá trị của xoài trên cân thực tế và giá trị lấy ra từ bộ điều khiển của Loadcell. Trong quá trình xử lý, tín hiệu luôn bị nhiễu khiến kết quả đo của Loadcell không chính xác. Vì vậy tất cả các tín hiệu từ Loadcell đều được đưa qua bộ lọc nhiễu Kalman, nơi mà các giá trị biến thiên quá lớn sẽ bị loại bỏ. Sau khi thu được tín hiệu khối lượng từ Loadcell, các tín hiệu này sẽ được giải mã và ước lượng để đưa ra kết quả trọng lượng thực của xoài. Kết quả khối lượng này bị ảnh hưởng bởi vị trí của xoài trên khay. Do đó, vị trí của xoài trên khay sẽ được kiểm tra bằng camera. Các giá trị trọng lượng ước tính sẽ đồng bộ với chiều cao, chiều rộng, khuyết tật đưa ra kết quả của quá trình tạo thành một vòng khép kín.

Kết quả nhận được từ cân Loadcell là giá trị khối lượng và kết quả của bộ phận xử lý ảnh là kích thước dài và rộng của trái xoài ở dạng Pixel và được nội suy ra kích thước theo mm. Các kích thước dài và rộng của xoài được chuyển đổi thành đơn vị

mm tùy vào tiêu cự và khoảng cách của mặt phẳng giữa trái xoài tới camera. Ngoài ra cũng ứng dụng AI vào xử lý ảnh để suy đoán thể tích trái xoài dựa vào hai kích thước thu được từ hệ thống thị giác máy tính. Kết quả của quá trình xử lý cho thấy độ sai số bình phương tích lũy là rất nhỏ so với thực tế, giá trị trung bình sai số bình phương tích lũy là 2% (*Bảng 3.3*).

Để xác định tỷ trọng trái (3.9), bộ phận xử lý tiếp tục nhận các giá trị khối lượng và thể tích của trái xoài được suy đoán, tính toán giá trị tỷ trọng của trái và so sánh với giá trị tỷ trọng chuẩn. Bộ xử lý sẽ truyền tín hiệu đến động cơ để phân loại trái xoài. Như vậy, việc đánh giá mức độ chính xác của bộ phận kiểm tra chất lượng trái xoài dựa vào khoảng giá trị tỷ trọng chuẩn đã được thực hiện. Như vậy, có thể nhận thấy phương pháp đánh giá chất lượng trái xoài dựa vào so sánh tỷ trọng đạt độ chính xác rất cao.

Thực hiện đo chiều rộng, chiều dài, chiều cao, khối lượng và thể tích của từng mẫu xoài thực tế để so sánh, đối chiếu, tính được các sai số giữa đo thực tế và đo trên hệ thống máy. Về xử lý ảnh đã xác định được số thứ tự của xoài và gán kích thước cho từng trái xoài, xác định được các vị trí khuyết tật của xoài theo những yêu cầu đặt ra trước đó, tuy nhiên vẫn còn những sai số nhỏ trong phạm vi cho phép.

Thông số sai số giữa máy (hệ thống) và thực tế ngày càng được cải thiện, khi lấy mẫu thử lúc khảo nghiệm thì các cải tiến nhìn chung có sai số đều dưới mức 2% về khối lượng của xoài do máy chủ điều khiển, sự sai số nhỏ này không gây ảnh hưởng đến phân loại xoài.

Việc triển khai phân loại xoài dựa trên việc áp dụng công nghệ xử lý ảnh để xử lý hình ảnh chụp xoài và sau đó sử dụng bốn phương pháp mô hình LDA, SVM, KNN, RF để tự động phân loại xoài. Kết quả dự đoán của mô hình giám sát về máy học RF được đề cập trong nghiên cứu này có độ chính xác cao 98,1% (*Bảng 4.9*).

Sau khi điều chỉnh tập huấn luyện và đánh giá xác thực tập hợp và tìm mô hình tối ưu, một mạng lưới có 1 lớp ẩn với n nút được chọn vì tối ưu hóa tốc độ và hạ thấp giá trị của hàm giá trị. Mạng lưới thần kinh tối ưu có thể dự đoán độ Brix của mỗi trái

xoài dựa trên khối lượng, chiều dài, chiều rộng và thể tích với độ chính xác cao 98% (Bảng 4.11, Hình 4.46).

5.2. Kết luận

5.2.1. Kết quả nghiên cứu mô hình thí nghiệm hệ thống phân loại xoài theo khối lượng

Hệ thống phân loại xoài tự động theo khối lượng đã hoàn thành mô hình đi vào hoạt động (Hình 2.11).

Hệ thống phân loại xoài đã và sẽ được kết hợp với công nghệ xử lý ảnh và ứng dụng AI để tạo thành hệ thống phân loại xoài theo mục tiêu đề tài.

5.2.2. Kết quả phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và khuyết tật sử dụng công nghệ xử lý ảnh

Hệ thống phân loại xoài tự động theo khối lượng, thể tích và khuyết tật sử dụng công nghệ xử lý ảnh đã hoàn thành. Từ hệ thống này đã thiết lập phương phụ thuộc (3.5) và tìm ra phương pháp thống kê (theo thể tích) để xác định thể tích xoài cho kết quả sai số là thấp nhất nên nghiên cứu đã sử dụng phương pháp này cho hệ thống phân loại.

Từ hệ thống phân loại đã xây dựng thuật toán điều khiển và bằng phương pháp nội suy để tìm ra phương trình tuyến tính bậc 1 (3.8). Từ phương trình vừa tìm được xây dựng theo khối trong PLC để tiến hành tính toán ra khối lượng chính xác, kết quả tìm ra sai số khối lượng nhỏ nhất (≤ 2 gram) nên phương pháp điều khiển này được áp dụng lên hệ thống phân loại.

Khi tính được thể tích và khối lượng từ hệ thống phân loại, dựa vào công thức tính tỷ trọng (3.9) tìm ra được tỷ trọng của trái xoài (tỷ trọng trái xoài cho phép từ 1.0 -1.1) và từ hệ thống phân loại sử dụng cơ cấu phân loại xoài ra loại 1, 2 và 3.

5.2.3. Kết quả hệ thống phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI

Các mô hình phân loại đã được thực hiện với việc hỗ trợ các thuật toán máy học. Việc triển khai xoài phân loại dựa trên việc áp dụng công nghệ xử lý ảnh để xử lý hình ảnh chụp xoài và sau đó sử dụng bốn phương pháp mô hình LDA, SVM, KNN và RF để tự động phân loại xoài. Có một số kết quả:

Kết quả dự đoán của các mô hình giám sát về máy học được đề cập trong nghiên cứu này có độ chính xác cao. Đặc biệt, mô hình RF có hiệu suất dự đoán tốt nhất và được đề xuất để dự đoán loại xoài.

Trong suốt quá trình phân loại, một chuỗi các phương pháp phân tích trong xử lý ảnh được sử dụng để biến đổi hình ảnh đã chụp của xoài thành dạng hình ảnh có thể dễ dàng trích xuất tính năng từ xoài. Thí nghiệm cho thấy các phương pháp như vậy thành công khi kết quả dự đoán có một lỗi nhỏ.

Giải pháp ML được giám sát có thể duy trì độ chính xác dự đoán cao cho các loại xoài khác nhau. Tuy nhiên, nên áp dụng cho xoài tương tự như xoài mẫu.

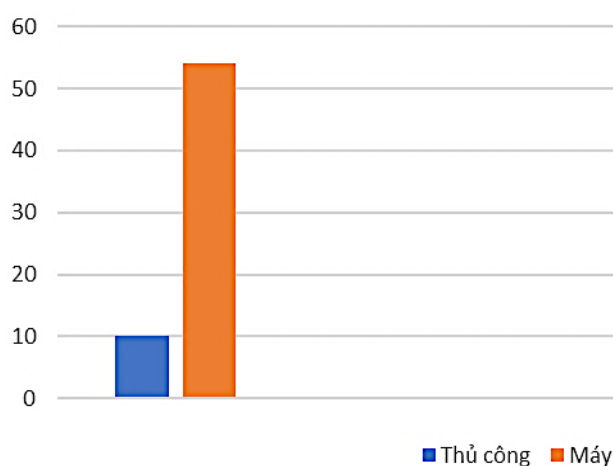
Do loại xoài được phân loại dựa trên các quy tắc và mối quan hệ của tính năng xoài, do đó cách tiếp cận phương pháp mô hình RF có lợi thế hơn các phương pháp khác khi phân loại dựa trên các quy tắc được tạo từ các biến đầu vào.

Trong nghiên cứu này, đề xuất phương pháp mô hình RF dự đoán xoài ở Việt Nam và có kết quả thành công với độ chính xác 98,1% (Bảng 4.9).

Mạng lưới thần kinh tối ưu có thể dự đoán độ Brix của mỗi trái xoài dựa trên khối lượng, chiều dài, chiều rộng và thể tích với độ chính xác 98% trên thực nghiệm (Bảng 4.11, Hình 4.46).

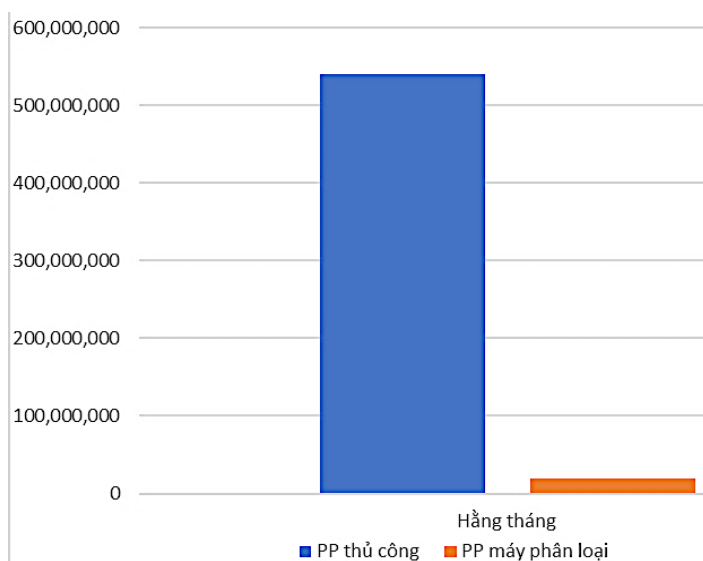
5.2.4. Kết quả sử dụng hệ thống phân loại xoài thực nghiệm

Luận án đã hoàn thành mục tiêu đề ra là nghiên cứu hệ thống phân loại xoài hiệu suất cao sử dụng công nghệ xử lý ảnh và trí thông minh nhân tạo (Hình 4.47).



Hình 4.48. So sánh năng suất giữa phân loại từ hệ thống và thủ công

Hiệu quả sử dụng hệ thống: năng suất máy phân loại trên 3 tấn/h, hệ thống có thể chạy liên tục 18h/ngày. Năng suất tính cho 1 ngày là 54 tấn, năng suất nâng cao nhiều lần so với phương pháp thủ công, giải quyết được những mặt hạn chế trong phương pháp phân loại truyền thống (Hình 4.48), hệ thống phân loại có thể thay thế hơn 20 người nhân công có tay nghề cao, giảm được chi phí và đảm bảo được độ chính xác trong phân loại $\geq 98\%$. (Hình 4.49).



Hình 4.49. So sánh chi phí giữa phân loại từ hệ thống và thủ công

5.3. Định hướng phát triển đề tài

Khi phát triển và tối ưu hoá các phương pháp phân loại sử dụng công nghệ xử lý ảnh kết hợp AI trong hệ thống phân loại xoài thì hệ thống này cũng phân loại được các loại nông sản khác như bưởi, chanh, cà chua... khi thay đổi một số yếu tố, cơ cấu điều khiển, cơ cấu chấp hành. Góp phần ứng dụng khoa học kỹ thuật công nghệ cao vào nghiên cứu, sản xuất và thương mại.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

Trong nước

- [1]. Chiến lược phát triển khoa học và công nghệ Việt Nam giai đoạn 2011-2020, Quyết định số 418/QĐ-TTg.
- [2]. Thống kê từ Cục Bảo vệ thực vật (Bộ Nông nghiệp và Phát triển nông thôn), *Thị phần xuất khẩu xoài Việt Nam*, 2020.
- [3]. Nguyễn Quang Hoan, *Giáo Trình Xử lý ảnh*, Học viện công nghệ bưu chính viễn thông, Hà Nội 2006.
- [4]. Lê Vũ Quân, Trịnh Gia Cường, Châu Hồng Bình, *Ứng dụng kỹ thuật thị giác máy tính trong sản xuất nông nghiệp*, Tạp chí Khoa học và phát triển, Trường ĐH Nông nghiệp Hà Nội, 2010.
- [5]. Phạm Thọ Hoàn, Phạm Thị Anh Lê, *Giáo trình Trí tuệ nhân tạo*, ĐH Sư phạm Hà Nội, 2011.
- [6]. Nguyễn Trường Thịnh, *Giáo trình Kỹ thuật Robot*, ĐH SPKT TP.HCM, 2014.
- [7]. Nguyễn Công Hiền, Võ Việt Sơn, *Giáo trình Hệ thống điều khiển tự động hóa quá trình sản xuất*, ĐH Bách Khoa Hà Nội, 2010.
- [8]. Eurofins Việt Nam, *Chỉ tiêu đánh giá chất lượng nông sản theo tiêu chuẩn*, 2021.
- [9]. Mai Xuân Trung, *Giáo trình xử lý số liệu thực nghiệm*, ĐH Đà Lạt, 2013.
- [10]. Trương Hồng, Võ Tuấn Kiệt, Dương Ngọc Thành, Từ Thị Kim Trang và Trần Hoàng Khoa, *Phân tích chuỗi giá trị xoài Cát Chu (Mangifera Indica) tỉnh Đồng Tháp*, Tạp chí khoa học ĐH Cần Thơ, Số 38, Tr. 98-106, 2015.
- [11]. Trương Hồng, Võ Tuấn Kiệt, và Dương Ngọc Thành, *Phân tích chuỗi giá trị xoài cát Hoà Lộc (Mangifera indica) tỉnh Đồng Tháp*, Tạp chí khoa học ĐH Cần Thơ, Số 35, Tr. 32-39, 2014.
- [12]. Đinh Ngọc Loan, *Xây dựng qui trình công nghệ chế biến xoài ở Khánh Hoà*, Sở KH-CN Khánh Hoà, 2004.
- [13]. Nguyễn Thành Tài, Nguyễn Bảo Vệ, *Điều tra hiện trạng xử lý trái xoài sau thu hoạch của nông dân ở huyện Cao Lãnh, tỉnh Đồng Tháp*, Nông nghiệp & Phát triển Nông thôn, Số 94, Tr. 27-29, 2006.

- [14]. Trịnh Đức Trí, Võ Thị Thanh Lộc, *Nghiên cứu chuỗi giá trị xoài vùng đồng bằng sông Cửu Long*, Nông nghiệp & Phát triển Nông thôn, Số 18, Tr.16-25, 2015.
- [15]. Võ Minh Trí, Võ Tân Thành, *Tổng hợp cơ sở lý thuyết và thực nghiệm phân tích không phá hủy trái xoài bằng phương pháp va đập nhẹ*, Tạp chí khoa học ĐH Cần Thơ, Số 33, Tr. 75-82, 2014.
- [16]. Trương Quốc Bảo, Nguyễn Văn Vững, *Nhận dạng khuyết điểm trên vỏ trái xoài sử dụng kỹ thuật xử lý ảnh*, Tạp chí Tự động hóa Ngày nay, Số 174, Tr. 16-18, 2015.
- [17]. Nguyễn Lê Tường, Nguyễn Văn Hùng, *Nghiên cứu thiết kế mô hình máy phân loại khoai tây có ứng dụng công nghệ xử lý ảnh hưởng trong nhận dạng phân loại*, Khoa học Kỹ thuật Nông Lâm nghiệp, Số 1, Tr. 42-48, 2011.
- [18]. Trương Quốc Bảo, Nguyễn Minh Luân, Quách Tuấn Văn, *Phát triển thuật toán xử lý ảnh để phát hiện và ước lượng khoảng cách từ hệ camera đến tâm quả cà chua chín trên cây*, Tạp chí khoa học ĐH Cần Thơ, Số 36, Tr. 112-120, 2015.
- [19]. Trần Trọng Nghĩa, *Nghiên cứu, thiết kế và chế tạo máy phân loại xoài tự động*, Khoa Công nghệ chế tạo máy, ĐH SPKT TPHCM, 2020.
- [20]. Trần Khánh Hưng, Hoàng Như Ý, *Hệ thống phân loại cà chua theo màu sắc sử dụng PLC S7 - 1200*, Khoa Điện - Điện tử, ĐH SPKT TPHCM, 2018.
- [21]. Trần Việt Phong, Phạm Thượng Cát, *Xử lý ảnh tốc độ cao 10000 ảnh/giây và công nghệ mạng Noron tế bào*, Tạp chí Tự động hóa Ngày nay, Số 65-66, Tr. 18-20, 2006.
- [22]. Nguyễn Việt Thắng, *Hệ thống định vị và sắp xếp sản phẩm sử dụng xử lý ảnh và robot tốc độ cao*, Trung tâm Phát triển Khoa học và Công nghệ Trẻ, 2014.

Ngoài nước

- [23]. Ayman H. Amer Eissa, Ayman A. Abdel Khalik, *Understanding Color Image Processing by Machine Vision for Biological Materials*, Structure and Function of Food Engineering, August 2012.
- [24]. Tomas U. Ganiron Jr., *Size Properties of Mangoes using Image Analysis*, International Association of Engineers (IAENG) South Kowloon, Hong Kong, International Journal of Bio Science and Bio Technology, Vol.6, (31-42), June 2014.

- [25]. Chandra Sekhar Nandi, Bipan Tudu, Chiranjib Koley, *Computer Vision Based Mango Fruit Grading System*, International conference on Innovative Engineering Technologies (ICIET), (28-29), December 2014.
- [26]. Yud Ren Chen, Kuanglin Chao, Moon S. Kim, *Machine vision technology for agricultural applications*, Computers and Electronics in Agriculture, No. 36, (173-191), 2002.
- [27]. Hiwa Golpira, Hemin Golpira, *Application of signal processing technique for the modification of a fruit sorting machine*, Int. J. Advanced Mechatronic Systems, Vol.5, No.2, April 2013.
- [28]. Ayman A. Ibrahim, Ayman H. Amer Eissa, Abdul Rahman O Alghannam, *Image processing system for automated classification date fruit*, International Journal of Advanced Research, Vol.2, (702-705), February 2014.
- [29]. Anna Siedliska, Piotr Baranowski, Wojciech Mazurek, *Classification models of bruise and cultivar detection on the basis of hyperspectral imaging data*, Computers and Electronics in Agriculture, No. 106, (66-74), August 2014.
- [30]. Wenqian Huang, Jiangbo Li, Qingyan Wang, Liping Chen, *Development of a multispectral imaging system for online detection of bruises on apples*, Journal of Food Engineering, No. 146, (62-71), 2015.
- [31]. Vahid Mohammadi, Kamran Kheiralipour, Mahdi Ghasemi Varnamkhasti, *Detecting maturity of persimmon fruit based on image processing technique*, Scientia Horticulturae, No. 184, (123-128), 2015.
- [32]. M. Rokunuzzaman, H. P. W. Jayasuriya, *Development of a lowcost machine vision system for sorting of tomatoes*, Agric Eng Int: CIGR Journal, Vol.15, No.1, 2013.
- [33]. Y. C. Chiu, X. L. Chou, T. E. Grift, M. T. Chen, *Automated detection of mechanically induced bruise areas in golden delicious apples using fluorescence imagery*, American Society of Agricultural and Biological Engineers, Vol.58, (215-225), 2015.
- [34]. Kambale Anuradha Manik, Chougule S. R., *Grading of apple fruit disease*, International Journal of Engineering Sciences & Research Technology, No. 192, 2015.
- [35]. Chandra Sekhar Nandi, Bipan Tudu, Chiranjib Koley, *A Machine Vision Based Maturity Prediction System for Sorting of Harvested Mangoes*, Vol. 63, No. 7, July 2014.
- [36]. Baohua Zhang, Wenqian Huang, Jiangbo Li, Chunjiang Zhao, Shuxiang Fan, Jitao Wu,

- Chengliang Liu, *Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables*, Food Research International, No. 62, (326-343), 2014.
- [37]. Nayeli Velez Rivera, Juan Gomez Sanchis, Jorge Chanona Perez, Juan Jose Carrasco, Monica Millan Giraldo, Delia Lorente, Sergio Cubero, Jose Blasco, *Early detection of mechanical damage in mango using NIR hyperspectral images and machine learning*, Biosystems Engineering, June 2014.
- [38]. Yudong Zhang, Shuihua Wang, Genlin Ji, Preetha Phillips, *Fruit classification using computer vision and feed forward neural network*, Journal of Food Engineering, No. 143, (167-177), 2014.
- [39]. Masashi Sugiyama, *Statistical Reinforcement Learning: Modern Machine Learning Approaches*, March 2015.
- [40]. Akira Mizushima, Renfu Lu, *An image segmentation method for apple sorting and grading using support vector machine and Otsu's method*, Original Research Article, Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 94, (29-37), June 2013.
- [41]. Razieh Pourdarbani, Hamid Reza Ghassemzadeh, Hadi Seyedarabi, Fariborz Zaare Nahandi, Mohammad Moghaddam Vahed, *Study on an automatic sorting system for Date fruits*, Original Research Article, Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences, Vol. 14, No. 1, January 2015.
- [42]. A. Frank Bollen, Stanley E. Prussia, *Chapter 12 Sorting for Defects*, Postharvest Handling (Third Edition), (341-362), 2014.
- [43]. Gamal ElMasry, Sergio Cubero, Enrique Molto, Jose Blasco, *In line sorting of irregular potatoes by using automated computer-based machine vision system*, Original Research Article, Journal of Food Engineering, Vol. 112, No. 1-2, September 2012.
- [44]. Bulanon D. M., T. Kataoka Y. Ota, T. Hiroma, *A Machine Vision System for the Apple Harvesting Robot*, Agricultural Engineering International: the CIGR Journal of Scientific Research and Development. Manuscript PM, Vol 3, 2014.
- [45]. J. Hartman, *Apple Fruit Diseases Appearing at Harvest*, Plant Pathology Fact Sheet, College of Agriculture, University of Kentucky, 2012.
- [46]. Shiv Ram Dubey, Pushkar Dixit, *Infected Fruit Part Detection using K-Means Clustering Segmentation Technique*, International Journal of Artificial Intelligence

- and Interactive Multimedia, Vol. 2, No 2, 2013.
- [47]. Patil J. K., Raj Kumar, *Feature extraction of diseased leaf images. Journal of signal and image processing*, No. 3, (60-63), 2012.
- [48]. Bindu Tiger, Toran Verma, *Identification and classification of normal and infected apple using neural network*, Vol. 2, No. 6, June 2013.
- [49]. Rafael C. Gonzalez, *Digital Image Processing Using MATLAB*, Second Edition.
- [50]. Asefpour Vakilian, K. Massah, *An artificial neural network approach to identify fungal diseases of cucumber (Cucumis sativus L.) plants using digital image processing. Archives Of Phytopathology And Plant Protection (ahead-of-print)*, (1-9), June 2013.
- [51]. Sachin Syal, Tanvi Mehta, Priya Darshni, *Design & Development of Intelligent System for Grading of Jatropha Fruit by Its Feature Value Extraction Using Fuzzy Logics*, July 2013.
- [52]. Y. Gan and Q. Zhao, *An effective defect inspection method for LCD using active contour model*, Trans Instrum Meas, Vol. 62, No. 9, Sep 2013.
- [53]. Shiv Ram Dubey, Pushkar Dixit, Nishant Singh, Jay Prakash Gupta, *Infected Fruit Part Detection using K- Means Clustering Segmentation Technique*, International Journal of Artificial Intelligence and Interactive Multimedia, Vol. 2, No 2, 2013.
- [54]. R. Sivamoorthi, N. Sujatha, *A Novel Approach of Detection and Classification of Apple Fruit Based on Complete Local Binary Patterns*, International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, Vol. 5, No. 4, April 2015.
- [55]. Priya P., Dony A. D. souza, *Study of Feature Extraction Techniques for the Detection of Diseases of Agricultural Products*, international journal of innovative research in electrical, electronics, instrumentation and control engineering, Vol. 3, No. 1, April 2015.
- [56]. Jagadeesh D. Pujari, Rajesh Yakkundimath, A. S. Byadgi, *Reduced Color and Texture features based Identification and Classification of Affected and Normal fruits images*, International Journal of Agricultural and Food Science, 2013.
- [57]. Monika Jhuria, Ashwani kumar, Rushikesh Borse, *Image processing for smart farming: detection of diseases and fruit grading*, IEEE, 2013.
- [58]. Nikita Rishi, Jagbir Singh Gill, *An Overview on Detection and Classification of Plant Diseases in Image Processing*, International Journal of Scientific Engineering

and Research (IJSER), Vol. 3, No. 5, May 2015.

[59]. Uravashi Solanki, Udesang K. Jaliya, Darshak G. Thakore, *A Survey on Detection of Disease and Fruit Grading*, International Journal of Innovative and Emerging Research in Engineering, Vol. 2, No. 2, 2015.

[60]. Suhaili Beeran Kutty, Noor Ezan Abdullah, Hadzli Hashim, Azraa Afhzan Ab Rahim, Aida Sulinda Kusim, Tuan Norjihan Tuan Yaakub, Puteri Nor Ashikin Megat Yunus, Mohd Fauzi Abd Rahman, *Classification of Watermelon Leaf Diseases Using Neural Network Analysis*, Business Engineering and Industrial Applications Colloquium (BEIAC), (459-464), 2013.

[61]. Sanjeev S. Sannaki, Vijay S. Rajpurohit, V. B. Nargund, Pallavi Kulkarni, *Diagnosis and Classification of Grape Leaf Diseases using Neural Network*, Tiruchengode, (1-5), 2013.

[62]. Monika Jhuria, Ashwani Kumar, Rushikesh Borse, *Image processing for smart farming: Detection of disease and fruit grading*, Second International Conference on Image Processing, (521-526), 2013.

[63]. Sachin D. Khirade, A. B. Patil, *Plant Disease Detection Using Image Processing*, International Conference on Computing Communication Control and Automation, (768-771), 2015.

[64]. Kiran R. Gavhale, Ujwalla Gawande, Kamal O. Hajari, *Unhealthy Region of Citrus Leaf Detection Using Image Processing Techniques*, International Conference for Convergence of Technology, (1-6), 2014.

[65]. Ahmad H., et al., *Automatic Classification of Weevil-Infested Harum Manis Mangoes Using Artificial Immune Systems Approach*, 1st International Workshop on Artificial Life and Robotics, (37-41).

[66]. Alipasandi A., Ghaffari H., Alibeyglu S. Z., *Classification of Three Varieties of Peach Fruit Using Artificial Neural Network Assisted with Image Processing Techniques*, International Journal of Agronomy and Plant Production, Vol. 4, No. 9, 2013.

[67]. Balogun W. A., et al., *Intelligent Technique for Grading Tropical Fruit using Magnetic Resonance Imaging*, International Journal of Scientific & Engineering Research, Vol. 4, No. 7, 2013.

[68]. Cetisli B., Buyukcingir E., *Time Series Prediction of Apple Scab using Meteorological Measurements*, Academic Journals: African Journal of Biotechnology, Vol. 12, No. 35, 2013.

- [69]. Dubey S. R., Dixit P., Singh N., Gupta J. P., *Infected Fruit Part Detection using K-Means Clustering Segmentation Technique*, International Journal of Artificial Intelligence and Interactive Multimedia, Vol. 2, No. 2, 2013.
- [70]. Khoje S., Bodhe S., *Comparative Performance Evaluation of Size Metrics and Classifiers in Computer Vision based Automatic Mango Grading*, International Journal of Computer Applications, Vol. 61, No. 9, 2013.
- [71]. Khoje S. A., Bodhe S. K., Adsul A., *Automated Skin Defect Identification System for Fruit Grading Based on Discrete Curvelet Transform*, International Journal of Engineering and Technology, Vol. 5, No. 4, 2013.
- [72]. Lakshmi Dutta, Tapan Kumar Basu, *Extraction and Optimization of Leaves Images of Mango Trees and Classification Using Ann*, International Journal of Recent Advances in Engineering & Technology (IJRAET), Vol. 1, No. 3, 2013.
- [73]. Pallavi P., V. S. Veena Devi, *Leaf Recognition Based on Feature Extraction and Zernike Moments*, International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering, Vol.2, No. 2, May 2014.
- [74]. Ekshinge Sandip Sambhaji, D. B. Andore, *Leaf Recognition Algorithm Using Neural Network Based Image Processing*, Asian Journal of Engineering and Technology Innovation, 2014.
- [75]. Manisha Amlekar, Ramesh R Manza, Pravin Yannawar, Ashok T. Gaikwad, *Leaf Features Based Plant Classification Using Artificial Neural Network*, IBMRD's Journal of Management and Research, Vol. 3, No. 1, March 2014.
- [76]. Alireza Pazoki, Zohreh Pazoki, Farzad Paknejad, *Leaf identification of sesame varieties using artificial neural networks (MLP and Neuro-Fuzzy)*, International Journal of Biosciences, 2013.
- [77]. Anant Bhardwaj, Manpreet Kaur, Anupam Kumar, *Recognition of plants by Leaf Image using Moment Invariant and Texture Analysis*, International Journal of Innovation and Applied Studies, Vol. 3, No. 1, May 2013.
- [78]. Mohamad Faizal Ab Jabal, Suhardi Hamid, Salehuddin Shuib, Illiasaak Ahmad, *Leaf Features Extraction and Recognition Approaches To Classify Plant*, Journal Of

Computer Science, No. 9, (1295-1304), 2013.

[79]. C. S. Sumathi, A. V. Senthil Kumar, *Neural Network based Plant Identification using Leaf Characteristics Fusion*, International Journal of Computer Applications, Vol. 89, No. 5, March 2014.

[80]. Petr Novotny, Tomas Suk, *Leaf recognition of woody species in Central Europe*, bio systems engineering, No. 115, 2013.

[81]. V. S. Rajpurohit, Shruti Bhat, Shreya Devurkar, Shubhangi Patil, Supriya Sirbi, *Application of Image Processing Techniques in Object Shape Recognition*, International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology (IJLTET), 2013.

[82]. Schulze K., Spreer W., Keil A., Ongprasert S., Muller J., *Mango (*Mangifera indica* L. cv. Nam Dokmai) production in northern Thailand - Costs and returns under extreme weather conditions and different irrigation treatments*, Agricultural Water Management, No. 126, (46-55), 2013.

[83]. Farhadi R., Ghanbarian D., *Potato mass modeling with dimensional attributes using regression and artificial neural networks*, Trakia Journal of Sciences, No. 12, (47-54), 2014.

[84]. Fukuda S., Spreer W., Yasunaga E., Yuge K. Sardud V., Muller J., *Random Forests modelling for the estimation of mango (*Mangifera indica* L. cv. Chok Anan) fruit yields under different irrigation regimes*, Agricultural Water Management, No. 116, (142-150), 2013.

[85]. Fukuda S., Yasunaga E., Nagle M., Yuge K., Sardud V., Spreer W., Muller J., *Modelling the relationship between peel colour and the quality of fresh mango fruit using Random Forests*, Journal of Food Engineering, No. 131, (17-27), 2014.

[86]. Velez Rivera N., Blasco J., Chanona Perez J., Calderon Dominguez G., Perea Flores M. J., Arzate Vazquez I., et al., *Computer vision system applied to classification of Manila mangoes during ripening process*, Food and Bioprocess Technology, No. 7, 2014.

[87]. Lorente D., Blasco J., Serrano A. J., Soria Olivas E., Aleixos N., Gomez Sanchis J., *Comparison of ROC feature selection method for the detection of decay in citrus fruit using hyperspectral images*, Food and Bioprocess Technology, No. 6, 2013.

[88]. Li Z., Thomas C., *Quantitative evaluation of mechanical damage to fresh fruits*, Trends in Food Science & Technology, No. 35, 2014.

[89]. Lorente D., Aleixos N., Gomez Sanchis J., Cubero S., Blasco J., *Selection of optimal wavelength features for decay detection in citrus fruit using the ROC curve*

- and neural networks*, Food and Bioprocess Technology, No. 6, 2013.
- [90]. Vidal A., Talens P., Prats Montalban J., Cubero S., Albert F., Blasco, *In-line estimation of the standard colour index of citrus fruits using a computer vision system developed for a mobile platform*, Food and Bioprocess Technology, No. 6, 2013.
- [91]. Dnyaneshwari Pise, G. D. Upadhye, *Grading of Harvested Mangoes Quality and Maturity Based on Machine Learning Techniques*, November 2018.
- [92]. F. S. A. Saadab, M. F. Ibrahima, A. Y. M. Shakaffab, A. Zakariaab, M. Z. Abdullahc, *Shape and weight grading of mangoes using visible imaging*, 2015.
- [93]. KatrinSchulzea, MarcusNaglea, WolframSpreerab, BusrakornMahayothec, JoachimMullera, *Development and assessment of different modeling approaches for size mass estimation of mango fruits (Mangifera indica L., cv. Nam Dokmai)*, 2015.
- [94]. Susanto, Suroso, I. Wayan Budlastra, Hadi K. Purwadaria, *Classification of Mango by Artificial Neural Network Based on Near Infrared Diffuse Reflectance*, 2015.
- [95]. Masoumi A., M. Kalhor, S. M. Shafaei, *Design, construction and evaluation of an automatic apple grading system*, AgricEngInt: CIGR Journal, No. 17, (247-254), 2015.
- [96]. Padungsak Wanitchanga, Anupun Terdwongworakulb, Jaitip Wanitchangc, Natrapee Nakawajanab, *Non-destructive maturity classification of mango based on physical, mechanical and optical properties*, 2011.
- [97]. Bipan Tudu, Chiranjib Koley, *An Automated Machine Vision Based System for Fruit Sorting and Grading*, Sixth International Conference on Sensing Technology (ICST), 2012.
- [98]. Hossam M. Zawbaa, Maryam Hazman, Mona Abbass, Aboul Ella Hassanien, *Automatic fruit classification using random forest algorithm*, April 2015.
- [99]. Seema, A. Kumar, G. S. Gill, *Computer Vision based Model for Fruit Sorting using K-Nearest Neighbor classifier*, 2015.
- [100]. Wenbo Bao, Wei Sheng Lai, Chao Ma, Xiaoyun Zhang, Zhiyong Gao, Ming Hsuan Yang, *Depth-Aware Video Frame Interpolation*, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), (3703-3712), 2019.

- [101]. Huaizu Jiang, Deqing Sun, Varun Jampani, Ming Hsuan Yang, Erik Learned Miller, Jan Kautz, *Super SloMo: High Quality Estimation of Multiple Intermediate Frames for Video Interpolation*, The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), (9000-9008), 2018.
- [102]. Kazufumi Ito, Kaiqi Xiong, *Gaussian Filters for Nonlinear Filtering Problems*, Transactions on Automatic Control, Vol. 45, May 2000.
- [103]. Vicent Caselles, Francine Catte, Tomeu Coll, Françoise Dibos, *A geometric model for active contours in image processing*, Numerische Mathematik, Vol.66, (1-31), 1993.
- [104]. Savan Dhameliya, Jay Kakadiya, Rakesh Savant, *Volume estimation of mango*, International Journal of Computer Applications (0975 – 8887), Vol. 143, No.12, June 2016.
- [105]. Kotsiantis, Sotiris, *Bagging and boosting variants for handling classifications problems: a survey*, Knowledge Eng Review, No. 29, (78-100), 2014.
- [106]. Weinberger K. Q.; Blitzer J. C.; Saul L. K., *Distance Metric Learning for Large Margin Nearest Neighbor Classification*, Advances in Neural Information Processing Systems, No. 18, (1473-1480), 2006.
- [107]. Boltyanski V., Martini H., Soltan V., *The Kuhn Tucker Theorem*. Geometric Methods and Optimization Problems, New York: Springer, (72-78), 1998.
- [108]. Bishop, Christopher M., *Pattern Recognition and Machine Learning*, 2006.

DANH MỤC CÔNG TRÌNH CÔNG BỐ CỦA TÁC GIẢ

Luận án này đã được công bố 5 bài báo quốc tế thuộc hệ thống báo quốc tế có chỉ số trích dẫn:

1. *Nguyen Duc Thong, Nguyen Truong Thinh, and Huynh Thanh Cong; Mango Sorting Mechanical System Uses Machine Vision and Artificial Intelligence; IJET 2019 Vol.11(5): 321-327 ISSN: 1793-8236; DOI: 10.7763/IJET.2019.V11.1169.*
2. *Nguyen Duc Thong, Nguyen Truong Thinh, and Huynh Thanh Cong; Mango Classification System Uses Image Processing Technology and Artificial Intelligence; Electronic ISBN: 978-1-7281-0525-3; Electronic ISSN: 2325-0925; DOI: 10.1109/ICSSE.2019.8823119; 05 September 2019; Scopus.*
3. *Nguyen Duc Thong, Nguyen Truong Thinh, and Huynh Thanh Cong; Mango Sorting Mechanical System Combines Image Processing; INSPEC Accession Number: 19343053; Electronic ISBN: 978-1-7281-3787-2; DOI: 10.1109/ICCMA46720.2019.8988714; 10 February 2020; Scopus.*
4. *Nguyen Truong Thinh, Nguyen Duc Thong, Huynh Thanh Cong, Nguyen Tran Thanh Phong; Mango Classification System Based on Machine Vision and Artificial Intelligence; INSPEC Accession Number: 19343052; Electronic ISBN: 978-1-7281-3787-2; DOI: 10.1109/ICCMA46720.2019.8988603.*
5. *Nguyen Truong Thinh, Nguyen Duc Thong, and Huynh Thanh Cong; Sorting and Classification of Mangoes baseb on Artificial Intelligence; IJMLC Vol. 10, No.2, February 2020; ISSN: 2010-3700; DOI: 10.18178/ijmlc.2020.10.2.945; Scopus, Q3.*

PHỤ LỤC

(Các bài báo đã đăng thuộc đề tài luận án)

Mango Sorting Mechanical System Uses Machine Vision and Artificial Intelligence

Nguyen Duc Thong, Nguyen Truong Think, and Huynh Thanh Cong

Abstract—Sorting and Classification of mango, there are different colors, weights, sizes, shapes and densities. Currently, classification based on the above features is being carried out mainly by manuals due to farmers' awareness of low accuracy, high costs, health effects and high costs, costly economically inferior. This study was conducted on three main commercial mango species of Vietnam to find out the method of classification of mango with the best quality and accuracy. World studies of mango classification according to color, size, volume and almost done in the laboratory but not yet applied in practice. The quality assessment of mango fruit has not been resolved. Application of image processing technology, computer vision combined with artificial intelligence in the problem of mango classification or poor quality. The goal of the study is to create a system that can classify mangoes in terms of color, volume, size, shape and fruit density. The classification system using image processing incorporates artificial intelligence including the use of CCD cameras, C language programming, computer vision and artificial neural networks. The system uses the captured mango image, processing the split layer to determine the mass, volume and defect on the mango fruit surface. Especially, determine the density of mangoes related to its maturity and sweetness and determine the percentage of mango defects to determine the quality of mangoes for export and domestic or recycled mangoes.

This article is about the development of an automatic mango classification system to control and evaluate mango quality before packaging and exporting to the market. It is in the research, design and fabrication of mango classification model and the completion of an automatic mango classification system using machine vision combining artificial intelligence.

Index Terms—The classification of mango, sorting of mangoes, image processing technology, artificial intelligence; computer vision, artificial neural networks.

I. INTRODUCTION

The process of grading mango in Vietnam and the world is being carried out mainly by the direct labor of farmers. In the process of surveying and accessing some agricultural classification systems, the mango classification system on the market is not available in Vietnam. So achieving low productivity, increasing costs. Surveying some of the currently used automatic or semi-automatic agricultural classification systems can be designed and made into a

mango classification system. Research and application of high-tech machinery in the process of producing agricultural products on the one hand reduce human labor, reduce costs, and otherwise meet high standards of food safety and hygiene in Processing in fastidious markets requires high quality.

Mango is a very sensitive agricultural product and can easily appear brown spots after being crushed during post-harvest handling, transportation and marketing. Testing of the fruit of this fruit used today cannot detect lesions at an early stage of adulthood and so far no automated tools are able to detect; studying the approaches and techniques to assess the quality of mango fruit, checking the surface of mango fruit with deep, wilting, spongy, deformed mangoes, ripening on mango fruit; application of image processing technology, computer vision combined with artificial intelligence in the problem of classifying mango fruit with or without quality.

Currently mangoes are classified by color, volume, size and shape. The quality of the mango fruit is only predicted by the eye of the classification and has not been studied for application. Case studies of mango classification such as Machine vision-based maturity prediction system for harvested mango classification [1] proposed a machine-based system to classify mangoes by predicting levels maturity to replace manual classification system. Prediction of ripeness was made from video signals collected by a CCD camera placed above the mango conveyor belt. The recursive feature removal technique combined with the vector-based support (SVM) classifier is used to identify the most relevant features of the original 27 selected features. Finally, optimal aggregation of the number of reduced features is obtained and used to classify mangoes into four different types according to maturity level; Tomas U. Ganiron Jr developed a size-based mango classification system using image analysis techniques [2]. This empirical study aims to develop an efficient algorithm to detect and classify mangoes. Using the obtained image, the features of the mango are extracted and used to determine the mango layer. The characteristics of the extracted mango are perimeter, area, roundness and defect rate; The mango classification system uses machine vision and Neural network [3] as a system that can classify ripe or unripe mangoes. The method used to carry out this study was split into several steps: object identification, algorithm development, implementation and evaluation. This system is implemented in C, Computer Vision and ANN (artificial neural networks) so that the system can detect the color of the ripe or unripe mangoes; The research team in Malaysia [4] proposed and implemented fuzzy logic algorithms and algorithms using digital image processing, predefined

Manuscript received May 9, 2019; revised July 21, 2019.

Nguyen Duc Thong is with Dong Thap University, Vietnam (e-mail: ndthong@dthu.edu.vn).

Nguyen Truong Think is with Ho Chi Minh City University of Technology and Education, Vietnam (e-mail: thinknt@hcmute.edu.vn).

Huynh Thanh Cong is with Bach Khoa Ho Chi Minh City University (e-mail: htcong@hcmut.edu.vn).

content analysis and statistical analysis to determine real estate export of local mangoes in Perlis - Malaysia. This study is to design and develop an efficient algorithm to detect and classify mangoes at 80% accuracy compared to human classification. All studies are mostly done in laboratories, with certain results in the exploitation of specific classification features, with a high classification result in color, volume and size. However, the quality of the mango has not been assessed, but it has been put into practical applications. The studies [5]-[12] mentioned the application of image processing and artificial neural networks with different treatments for fruits, vegetables, fruits and other foods and for certain results in research assist.

The study, design and manufacture of mango classification system to control and evaluate the quality of mango fruit (according to GAP standards) before being packaged and exported to the market: mangoes are harvested at the right level. ripening, size, shape, eliminating fruits withered, deep, deformed. More specifically, "the application of computer vision and image processing technology combined with artificial intelligence to identify patterns and evaluate the quality of mango fruits" in order to enhance automation in agricultural production in our country.

II. METHODS AND TECHNIQUES USED TO STUDY

Mango is a tropical fruit tree, ripe mango is yellow or green attractive, sweet and sour, delicious smell. Ripe mangoes are eaten fresh, canned, juice, jam, ice cream, dried for domestic consumption or export. More important is the ripeness and density of mangoes because this is a decisive factor to the ability of mango products to be consumed and this is a complex and difficult classification problem for mango today. Mango is a tropical fruit tree, ripe mango is yellow or green attractive, sweet and sour, delicious smell. Ripe mangoes are eaten fresh, canned, juice, jam, ice cream, dried for domestic consumption or export.

Apart from the characteristic color, weight, size, shape and bruises damaged to determine mango quality, the most important factor to determine mango quality is the proportion of mangoes. The proportion of mangoes is also understood as the maturity or age of mangoes, it is related to the date of harvest of mangoes. According to international standards, currently the proportion of mangoes ranging from 1.0 to 1.1 is the best quality mango. And currently this factor has not been studied because it is difficult to handle mangoes to determine the density, so this study will be mentioned to solve this problem.

The shooting process involves capturing a color image (RGB) and performing a depth measurement (D), which is combined in different ways to form other colors on a pixel, the intensity of Each color can vary from 0 to 255 and produce 16,777,216 different colors. Image sensors combined with depth sensors are located close to each other, allowing merging maps, producing 3D images. RGB-D image information is stored. The study was conducted through the following steps:

- 1) Identify research issues from the actual situation, survey how to classify mangoes at home and abroad. An

overview of domestic and foreign studies, understanding the existing mango classification systems as well as a survey of the design and design of mango classification system.

- 2) Learn the local mango assessment and classification criteria. Develop classification methods, arrange classification stages accordingly based on actual surveys. Conduct an analysis of appropriate options, less error-prone methods and best results. Design classification model to meet the required objectives set.
- 3) Build algorithms, calculation methods so that the error is the lowest and the efficiency is the highest. Begin implementation of local design, manufacturing, empirical evaluation and testing.

III. VISION MACHINE FOR SORTING MANGOES

The mango classification system will handle features such as color, volume, size, shape, defects and especially the density of mangoes. When determining mango volume with Loadcell sensor, mangoes will be taken with 2 cameras in the shooting chamber with the appropriate light intensity from the light bulb. The shooting angles of the mango are random so that the mango fruit image is completely visible. The design of the mango conveyor belt must match the camera's shooting angles because otherwise the image will not take the mango position and process the image to classify the bruises as inaccurate. When conducting experiments, the first task is to design a mango classification model that includes components and operational structures based on the theory and principles of operation of each section and the combination of the distribution system. species. The operation system is integrated to handle each stage and combination of stages to handle color, volume, size, shape, density and percentage of defects (Fig 1). The system to be built must include:

- 1) System with shooting chamber to process color images, find shape defects and calculate mango volume.
- 2) Loadcell system to calculate the weight of each mango.
- 3) The system has a wiper mechanism that eliminates unsatisfactory fruits, size, shape.
- 4) The system has a classification mechanism used to classify quality of mangoes into trade items.

Building the principle of operation of mango classification model using artificial intelligence: Conveyed mango fruit brought to the conveyor mounted on the conveyor. In the shooting chamber, there are two cameras for color image processing to find defects on the mango fruit surface such as: black spots, bruises, bruises, and shape defects such as waist, damaged broken, the fruit does not meet the color requirements, the shape will be eliminated, and the camera will also scan the mango fruit (length, width, height) to calculate the volume of the mango. After that, the mango fruit, which meets the requirements of color shape, will be taken to the second conveyor to conduct mass calculations (Fig. 1). First, the harvested mangoes are cleaned by using a washing solution, then sorted and sorted into commercial mangoes of different types, this is the current stage sorted by hand.

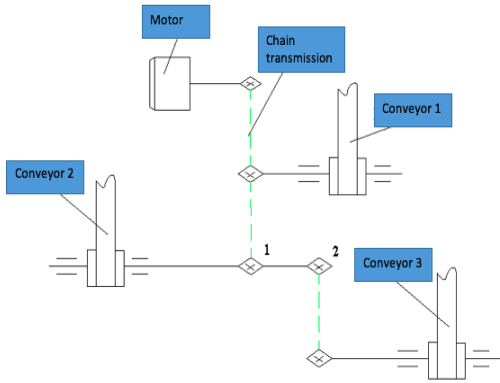


Fig. 1. Laboratory testbed.

Finally, the mangoes of each classification are packaged and transferred to customers (Fig. 2).

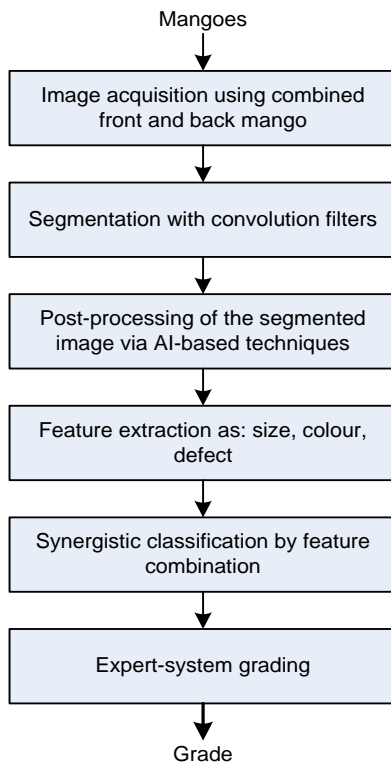


Fig. 2. Mango sorting process and developed system for mango grading.

A. Inspection Process

The inspection routine developed is illustrated in Fig. 2. First, two images of front and back surfaces are acquired using two cameras. Second, check areas of the mango are found using segmentation modules, each specialised in detecting a different type of feature. Third, post processing is performed to remove false objects and combine areas that represents the same feature. Fourth, both object features and window features are extracted from each located area. Fifth, the features are passed to the neural networks and the outputs of these networks are then combined using the feature combination strategy to assign an overall class to each region. Finally, the mango is graded, using a set of rules, based on the feature type of each located region. An example of a grading table is shown in Table I. The table shows for each grade, the number, type and size of defects

that are permissible.

TABLE I: THE MANGO IS GRADED FOR EACH GRADE, THE NUMBER, TYPE AND SIZE OF DEFECTS THAT ARE PERMISSIBLE

Size code	Standard range	Permission range ($< 10\%$ each/package)	Error
A	From 200 to 350	From 180 to 425	112,5
B	From 351 to 550	From 251 to 650	150
C	From 551 to 800	From 426 to 925	187,5

This table can be easily converted into a rule-based expert system. For better results, fuzzy rules can be employed to emulate expert human graders more closely. The segmentation method adopted is based on standard image-processing functions and consists of three stages. Before segmentation, two images of the two surfaces being inspected is acquired using the image from above and beneath the mango. These images contain some features caused by classifications.

The mangoes are rarely perfect spheres, most mangoes are either long ($D < L$). A simple way to account for variation in mango shape is to use the ratio (R) of length to diameter: $R = L/D$. Corrected mango volume will, therefore, have the following equation [5]:

$$V_p = V_s + V_s (KR - 1) \quad (1)$$

where V_p is the corrected mango volume, and K is a shape factor that varies with fruit type. After development and rearrangement of Eq. 1, the following equation is obtained:

$$V_p = 1.1D^2L\pi/6 \quad (2)$$

With D and L in cm and V_p in cm^3 .

All of the shape features apart from area are invariant to size, since they are measured from profile images normalised to unit area. Since none of the shape features shows any significant correlation with volume (as opposed to K), and since the effects of projection are small, any set of features from a profile image of a corresponding mango can be easily mapped to a new set of features corresponding to the same piece.

IV. EXPERIMENTS AND DISCUSSIONS

The mechanism for removing left-handed left unsatisfactory: Mango after passing through the image processing area to the wiper, here is attached an infrared sensor to detect objects. After receiving the PLC control signal to return the sensor activation, the sensor detects that the mango will return the signal back to the PLC so that the PLC controls the wiper (cylinder) mechanism to dismiss the does not meet the criteria of the conveyor (into the container located in front of the cylinder) (Fig. 3).

Based on the average mass of Chu and Cat Hoa Loc mango and in the experimental process, we see the largest volume that mango fruit can reach is: $m_{max} = 750g$, so we have: $P_{mango} = m \cdot g = 0,75 \cdot 10 = 7,5 (N)$

To choose: $g = 10 \text{ (m/s}^2\text{)}$

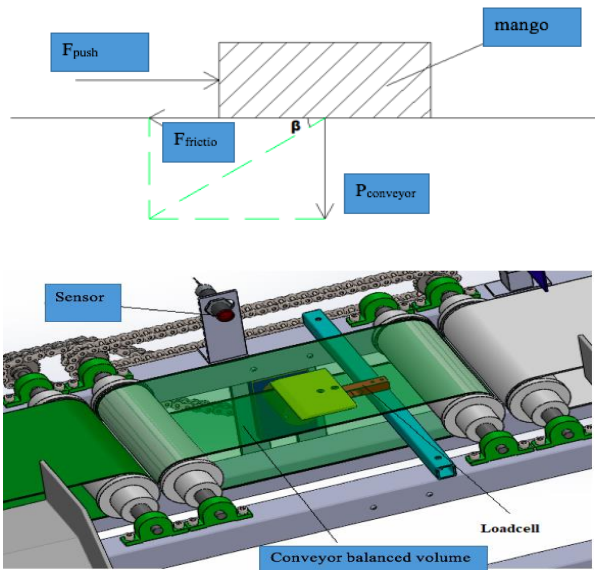
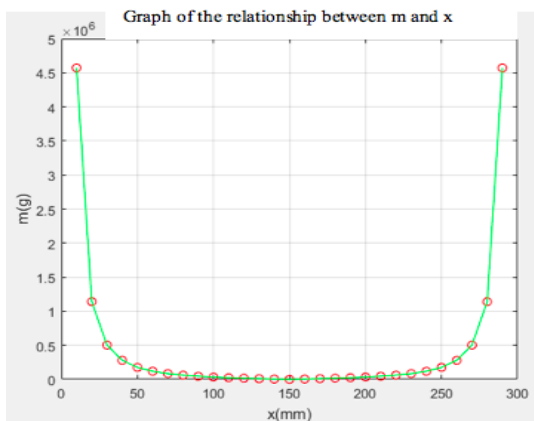


Fig. 3. Diagram of force distribution in the rupture unit

For all l ; K ; F ; a fixed we always have the dependence of m on x according to the following graph.



```

a=1;
L=300;
K=30000; %N/mm
F=5;
g =9.80665; % |m/s2
x=linspace(0,300,31);
K1=K.*L./x;
K2=K.*L./(L-x);
m=sqrt(x.^2+a.^2);
n=sqrt((L-x).^2 +a.^2);
d1=m-(L-F./K).*x./L;
d2=n-(L-F./K).*(L-x)./L;
C=(x.^2 + a.^2 -x.*L)./(m.*n);
P2=(K1.*d1).^2 + (K2.*d2).^2 + 2.*K1.*d1.*(K2.*d2).*C;
y=(sqrt(P2)).*1000./g;
plot(x,y,'ro','x',y,'g-');
grid on;
xlabel('x (mm)');
ylabel('m(g)');
title('Do thi lien he giua m va x');
    
```

Fig. 4. Graph of the relationship between m and x-axis and Code matlab

The result is taken into Excel to calculate, we see the relationship between the two original mass quantities and the weight on the conveyor have linear relationship with the first equation (Fig 4): “ $y = a. x + b$ ”

In which: y is the volume of mango fruit to be calculated

x is the weight of the weight when weighing the conveyor
 a, b is the coefficient coefficients a and b are determined by SLOPE functions (find coefficient a), INTERCEPT (find coefficient b). Order to determine:

$$a = \text{SLOPE}(y \text{ values}, x \text{ values}) = 1.060952497$$

$$b = \text{INTERCEPT}(y \text{ values}, x \text{ values}) = 63.01837755$$

The equation to look for:

$$y = 1,060952497. x + 63,01837755 \quad (3)$$

From the newly found equation, we build the block in the PLC to calculate the exact volume. We have wrong results (Table II).

TABLE II: THE ERROR TABLE BETWEEN THE WEIGHT OF MANGOES CALCULATED BY THE EQUATION AND THE ACTUAL VOLUME

Order number	Actual volume weight (gam)	Volume calculated by equation (gam)	Error (%)
1	410.4543	412.6726	-2.21827
2	469.9725	469.1009	0.8716
3	323.1496	321.4804	1.6692
4	551.0186	550.2169	0.8017
5	442.9044	441.2227	1.6817
6	432.1404	432.4907	-0.3507
7	451.4862	453.1468	-1.6604
8	399.6903	398.9014	0.7889
9	393.7589	395.3746	-1.6153
10	469.9725	469.9407	0.0318

For convenience, the results of the volume estimation methods developed in this study are repeated here. This includes error and associated confidence statistics for each of the volume estimation methods. Table I gives the results of linear volume estimation methods (Table II).

For the lever you can push the mango out of the conveyor $F_{push} > P_{mango} + F_{friction} \cdot tg\beta$.

But we ignore the friction between the mango and the conveyor belt because the friction force is negligible (too small) so: $F_{push} > P_{mango} \Leftrightarrow F_{push} > 7,5 \text{ (N)}$

We have the pneumatic pressure of common air compressors: $p = 6 \text{ bar} = 6.1183 \text{ kgf} / \text{cm}^2$

The response of mango fruit is $F = 7.5 \text{ N} = 0.75 \text{ kg}$

$$\text{Cylinder diameter: } d_{xylan h} = \frac{F \cdot 4}{p \cdot \pi} = \frac{0,4}{6,1183 \cdot \pi} = 0,41 \text{ (cm)}$$

Select cylinder diameter is: $d_{xylan h} = 5 \text{ mm}$

The cylinder stroke length is 200 mm (conveyor width $r = 180 \text{ mm}$) to ensure the cylinder is able to completely remove the mango from the conveyor.

Due to the use of cylinders, it is necessary to re-calibrate the supply of air to create enough force to push the mango but does not cause surface damage to the mango. At the

same time, the output speed of the cylinder must not exceed the conveyor speed to avoid the mango being knocked off the conveyor.

Need to use 1 cylinder in this structure.

The conveyor section calculates the volume: Mango meets the standard of color shape will follow the conveyor to go through the processing area. Here, under 1 conveyor, 1 Loadcell is attached to the weight of mango fruit (directly connected to the PLC). The result is then returned to the next processing PLC.

Volume of mango using Camera – RGB:

Find size via Camera: Photos obtained from cameras are RGB color images we need to convert to gray images to manipulate more easily. In the model using additional shooting chamber to increase the ability to receive images and separate fonts more easily.

First we know that in most mangoes there will be a certain color threshold. So we will adjust the threshold and begin to turn gray image so that the resulting image has background and mango are 2 separate color values. Here the topic threshold is set at 135, the threshold of mango ranges from 140-255. When we have the pixel size and also the size of the pixel, we just need to multiply it, we get the real size of the mango (Fig 5). Calculating mango volume: We rely on the dependent equation found in the method and the actual size found. Replace the equation to calculate the corresponding volume.

The result of mango volume is obtained by calculating statistical method by size using RGB Camera: Above Loadcell is arranged with an infrared sensor to detect objects. When the mango fruit goes to the sensor to return the signal to Visual, at the same time, the bottom Loadcell also weighs the value of the mango at 10ms.

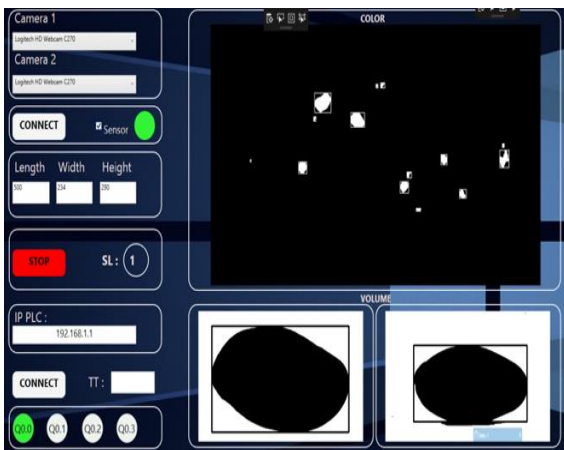


Fig. 5. Results obtained after determining mango size.

From the newly found equation, we build the block in the PLC to calculate the exact volume. We have wrong results: Average error of acceptable errors: Reasonable equation.

In particular, when determining the mass, volume and density of computation compared to the original elements of mango and comparison chart, we get quite stable and acceptable results Table II and Fig. 6 (units of dimension of mango are mm, volume is ml).

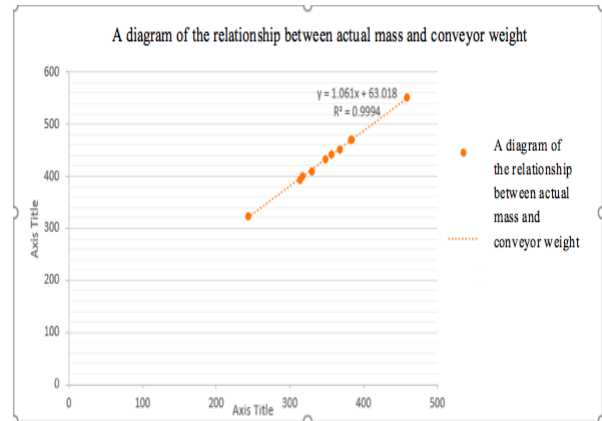


Fig. 6. Chart of relationship between actual weight and conveyor weight.

From Fig. 7, we have Mean close to 0, the standard deviation is 0.963 close to 1, so it can be said that the remainder distribution is approximately standard. Therefore, it can be concluded that the normal distribution of the remainder is not violated.

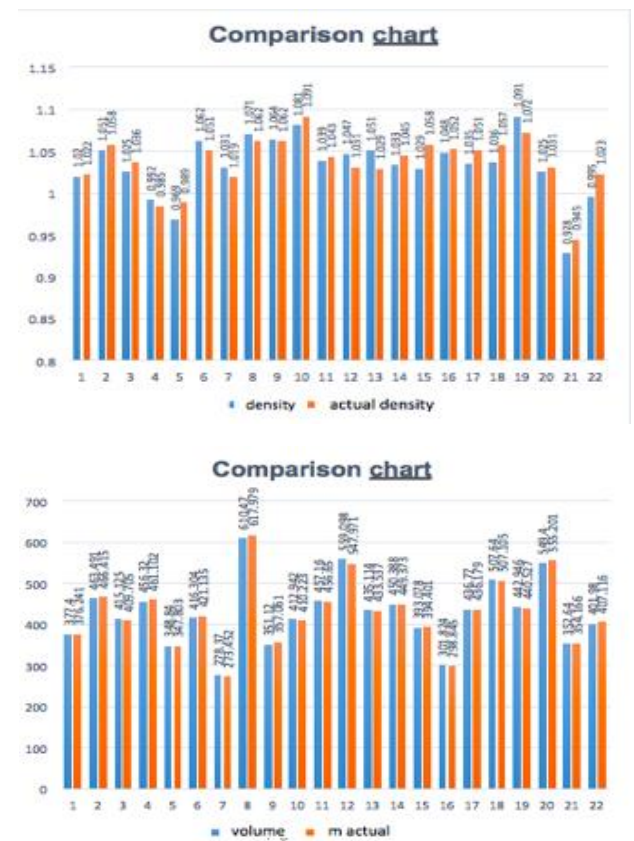


Fig. 7. Chart comparison between volume, density calculations than the real factors.

First experiment on mangoes with actual results as follows:

Convert RGB color image to gray level image: RGB color model, using additional models in which red, green and blue light are combined together in many different ways to form other colors on a pixel, the intensity of each color can change from 0 to 255 and create 16,777,216 different colors. To convert RGB images to grayscale images using functions in OpenCvSharp: Cv2.cvtColor (); (Fig. 8).

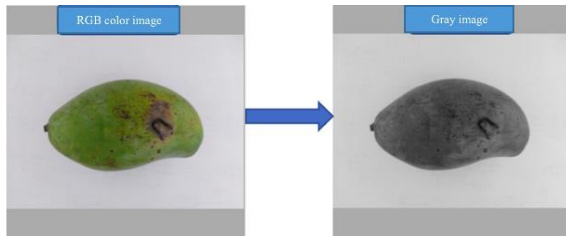


Fig. 8. Convert RGB color image to gray image.

Image segmentation: Image binary is the process of converting gray images into binary images. Binary images are images where the values of pixels are represented only by two values: 0 (Black) and 255 (White) (Fig. 9).

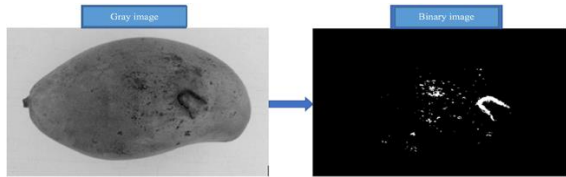


Fig. 9. Convert gray image to binary.

Results of measuring the actual size of a sample mango and the corresponding number of pixels (Fig. 10):

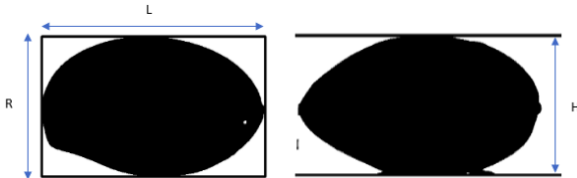


Fig. 10. Calculate approximately the area of a pixel.

- Length (L): 13.69 cm - 426 pixels
- Width (R): 8.51 cm - 281 pixels
- Height (H): 7.28 cm - 258 pixels

The above word calculates approximately the area of a pixel: $\frac{1369}{4260} \times \frac{851}{2810} = 0,09732 \text{ mm}^2$

Determine the area of the mango image obtained from the binary image (borders), determine the length, width and height from this image. Applying formula (1), (2) and Dependency equation between size and volume (3), we deduce the corresponding mango volume.

Each type of fruit has its own unique profile, and for each, they will correspond to a certain profile. Mango has the same common profile, quite similar to Elipson. With this method, we use the length and width of each mango to calculate the corresponding volume (Fig. 11).

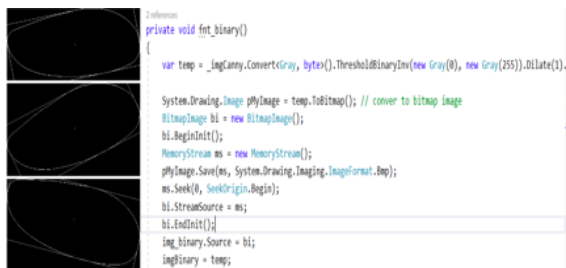


Fig. 11. Image analysis determines mango contour to calculate volume.

Here the input variable is the size of the mango and the output variable will be the corresponding mango volume (Table III). The result is:

TABLE III: TABLE OF DEPENDENT EQUATION PARAMETERS (SNAPSHOT)

		Coefficients ^a				
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-1000.959	62.866		-15.922	.000
	Length (mm)	3.249	.352	.452	9.237	.000
	Width (mm)	2.956	1.399	.170	2.113	.041
	Height (mm)	10.155	1.491	.516	6.812	.000

a. Dependent Variable: Volume (ml)

Dependent equation between size and volume:

$$\text{Volume} = 3.249 \times \text{length} + 2.956 \times \text{width} + 10.155 \times \text{height} - 1000.959$$

Normal P-P Plot of Regression Standardized Residual
Dependent Variable: Volume (ml)

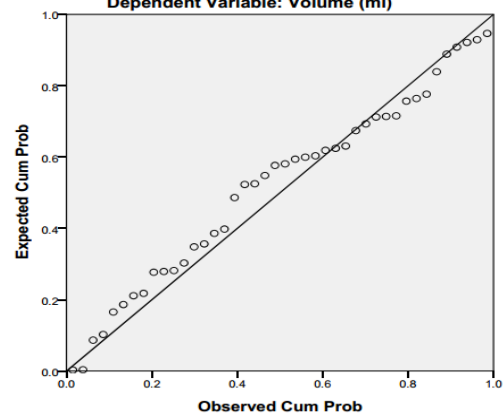


Fig. 12. Normal P-P balance diagram.

And from Fig. 12, we see that the distribution points in the distribution of the remainder are concentrated into one diagonal, thus, assuming the normal distribution of the remainder is not violated.

V. CONCLUSION

This study described the method and terminology of several of tolls that are used for image processing and analysis in sorting and classification of mangoes based on Artificial Intelligence. The digital image processing is required firstly to preprocess the data of mango images into a format from which features can be extracted, and secondly to extract and measure these features.

The fluctuation of mango fruit quality in the market is huge. The best harvesting time for fruit quality depends on many factors including Cat Hoa Loc mango and Cat Chu mango in Vietnam for the best quality when having density from 1.00 -1.02. Fruits are classified by machine vision techniques and artificial intelligence is more uniform in quality than the left harvest by age and market.

The mango images used in this study for sorting and blemish detection are obtained using a CCD camera. Once shape have been extracted from the mango profile images and applied to artificial neural network that is used to combine shape features to form volume estimates for the corresponding mango. The testing method used on ANN and other function approximation methods are explained in this paper.

Eventually, the features are to be combined to form a volume estimate of fruit from whose image they are

extracted and measured.

In one of its simplest forms, function approximation is determination of a linear regression equation based on a set of data. This linear relationship is a model for between weight and volume, since one would expect that the volume of mango would be directly proportional to its weight, because mango density is usually almost constant within a same quality. A model must be formed from knowledge of understanding of source of the data. As it is known that mango density increased with the volume, then the quality is better and the mango is sweet (Based on regression equation of weight and volume). ANN can be seen as a form of regression equation which can model arbitrary continuous functions where an explicit model relating the functional form of the output to the inputs is known. The first stage in the computer processing of the digital images from camera is to form separate image files of mangoes. This is necessary since locating the mango within the large image would be very computationally expensive. From these resized images, the grey-scale images are formed from the sum of the red and green bands less twice the blue band. Next, the grey-scale images are threshold to form binary images. The threshold value is simply found based on experiments for each type of mango (with reference to several image histograms). The mango images are calibrated for size by using images of ellipse.

REFERENCES

- [1] C. S. Nandi, B. Tudu, and C. Koley, "Computer vision-based mango fruit grading system," in *Proc. International Conference on Innovative Engineering Technologies*, Bangkok, Thailand, 2014
- [2] T. U. Ganiron, "Size properties of mangoes using image analysis," *International Journal of Bio-science and Bio-technology*, vol. 6, no. 2, 2014.
- [3] E. H. Yossya, J. Pranataa, T. Wijayaa, H. Hermawana, and W. Budihartoa, "Mango fruit sortation system using neural network and computer vision," in *Proc. 2nd International Conference on Computer Science and Computational Intelligence*, 2017.
- [4] T. Rosli, B. Razak, M. B. Othman, M. N. B. A. Bakar, K. A. B. Ahmad, and A. R. Mansor, "Mango grading by using fuzzy image analysis," in *Proc. International Conference on Agricultural, Environment and Biological Sciences*, 2012.

- [5] M. Ngouajio, W. Kirk, and R. Goldy, "A simple model for rapid and nondestructive estimation of bell pepper fruit volume," *Hort Science*, vol. 38, no. 4, pp. 509-511, 2003.
- [6] M. S. Banot and P. M. Mahajan, "A fruit detecting and grading system based on image processing-review," *International Journal of Innovative Research In Electrical, Electronics, Instrumentation and Control Engineering*, vol. 4, no. 1, 2016.
- [7] K. A. Vakilian and J. Massah, "An apple grading system according to European fruit quality standards using Gabor filter and artificial neural networks," *Scientific Study & Research Chemistry & Chemical Engineering, Biotechnology, Food Industry*, 2016.
- [8] J. Gill, A. Girdhar, and T. Singh, "A hybrid intelligent system for fruit grading and sorting," *International Journal on Computer Science and Engineering*.
- [9] B. H. Zhang, W. Q. Huang, J. B. Li, C. J. Zhao, S. X. Fan, J. T. Wu, and C. L. Liu, "Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables," *Food Research International*, vol. 62, 2014.
- [10] A. Alipasandi, H. Ghaffari, and S. Z. Alibeyglu, "Classification of three varieties of peach fruit using artificial neural network assisted with image processing techniques," *International Journal of Agronomy and Plant Production*, vol. 4, no. 9, 2013.
- [11] M. Rokunuzzaman and H. P. W. Jayasuriya, "Development of a low cost machine vision system for sorting of tomatoes," *Agric Eng Int: CIGR Journal*, vol. 15, no. 1, pp. 173-180, 2013.
- [12] Guttormsen *et al.*, "A machine vision system for robust sorting of herring fractions," *Food and Bioprocess Technology*, pp. 1893-1900, vol. 9, no. 11, 2016.



Nguyễn Đức Thông is a lecturer in physics pedagogy, Chemistry, biology_Dong Thap University. His main research areas are mechanical engineering. He is studying a doctorate in mechatronics engineering at Ho Chi Minh City University of Technology and Education.



science.

Nguyễn Trường Thịnh is the dean of Faculty of Mechanical Engineering Creates Machines_Ho Chi Minh City University of Technology and Education.

He is an associate professor. His main research areas are mechatronics. The research projects in the fields of authors can be found on the search engines of the world



Huỳnh Thanh Công is the dean of traffic engineering_Bach Khoa Ho Chi Minh City University. He is an associate professor. His main research areas are mechanical dynamics. The research projects in the fields of authors can be found on the search engines of the world science.

Mango classification system uses image processing technology and artificial intelligence

Nguyen Duc Thong, Nguyen Truong Think, and Huynh Thanh Cong

Abstract—The classification of mango in Vietnam and the world is being carried out mainly by direct labor of farmers using time-consuming and less efficient observations or some non-specialized machines and results for productivity not high, high cost, sorting out different types of mangoes is relatively costly. World studies of mango classification according to color, size, volume and almost done in the laboratory but not yet applied in practice. The quality assessment of mango fruit has not been resolved. So it is necessary to study image processing techniques; collect and build a database of photos of some types of mangoes in Vietnam; studying mango quality approaches and techniques, examining mango surfaces that are deep, withered, porous, deformed mangoes, ripening on mango fruit; application of image processing technology, computer vision combined with artificial intelligence in the problem of mango classification or poor quality. The goal of the study is to create a system that can classify mangoes in terms of color, volume, size, shape and fruit density. The classification system using image processing incorporates artificial intelligence including the use of CCD cameras, C language programming, computer vision and artificial neural networks. The system uses the captured mango image, processing the split layer to determine the mass, volume and defect on the mango fruit surface. This article is about the development of an automatic mango classification system using image processing technology combining artificial intelligence to control and evaluate mango quality before packaging and exporting to the market.

Keywords—*The classification of mango; Sorting of Mangoes; Image processing technology; Artificial intelligence; Computer vision; Artificial neural networks.*

I. INTRODUCTION

In the process of surveying and accessing some agricultural classification systems, the mango classification system on the market is not available in Vietnam. The survey of farming households and finished mango production establishments in all localities showed that the classification of mangoes is manual because the workers use their hands to classify. So achieving low productivity, increasing costs. Research and application of high-tech machinery in the process of producing agricultural products on the one hand reduce human labor, reduce costs, and otherwise meet high standards of food safety and hygiene in Processing in fastidious markets requires high quality.

Mango is a very sensitive agricultural product and can easily appear brown spots after being crushed during post-harvest handling, transportation and marketing. Testing of the fruit of this fruit used today cannot detect lesions at an early stage of adulthood and so far no automated tools are able to detect. The application of optical images to recent postharvest quality control has been researched and is being conducted to find a way to estimate internal properties or to detect external damage. Researching techniques of image processing, collecting and building a database of images of a number of mango fruits in Vietnam; studying the approaches and techniques to assess the quality of mango fruit, checking the surface of mango fruit with deep, wilting, spongy, deformed mangoes, ripening on mango fruit; application of image processing technology, computer vision combined with artificial intelligence in the problem of classifying mango fruit with or without quality.

Currently mangoes are classified by color, volume, size and shape. The quality of the mango fruit is only predicted by the eye of the classification and has not been studied for application. Case studies of mango classification such as Machine vision-based maturity prediction system for harvested mango classification [1] proposed a machine-based system to classify mangoes by predicting levels maturity to replace manual classification system. Prediction of ripeness was made from video signals collected by a CCD camera placed above the mango conveyor belt. The recursive feature removal technique combined with the vector-based support (SVM) classifier is used to identify the most relevant features of the original 27 selected features. Finally, optimal aggregation of the number of reduced features is obtained and used to classify mangoes into four different types according to maturity level; Tomas U. Ganiron Jr developed a size-based mango classification system using image analysis techniques [2]. This empirical study aims to develop an efficient algorithm to detect and classify mangoes. Using the obtained image, the features of the mango are extracted and used to determine the mango layer. The characteristics of the extracted mango are perimeter, area, roundness and defect rate; The mango classification system uses machine vision and Neural network [3] as a system that can classify ripe or unripe

mangoes. The method used to carry out this study was split into several steps: object identification, algorithm development, implementation and evaluation. This system is implemented in C, Computer Vision and ANN (artificial neural networks) so that the system can detect the color of the ripe or unripe mangoes; The research team in Malaysia [4] proposed and implemented fuzzy logic algorithms and algorithms using digital image processing, predefined content analysis and statistical analysis to determine real estate export of local mangoes in Perlis - Malaysia. This study is to design and develop an efficient algorithm to detect and classify mangoes at 80% accuracy compared to human classification. All studies are mostly done in laboratories, with certain results in the exploitation of specific classification features, with a high classification result in color, volume and size. However, the quality of the mango has not been assessed, but it has been put into practical applications. The studies [5 - 10] mentioned the application of image processing and artificial neural networks with different treatments for fruits, vegetables, fruits and other foods and for certain results in research assist.

The study, design and manufacture of mango classification system to control and evaluate the quality of mango fruit (according to GAP standards) before being packaged and exported to the market: mangoes are harvested at the right level. ripening, size, shape, eliminating fruits withered, deep, deformed. And above all the main goal of the project is to design and manufacture the control system of mango classification system based on image processing technology, computer vision combined with artificial intelligence with high productivity, compact, easy to use, easy to classify mangoes and can classify other agricultural products in Vietnam.

II. METHODS AND TECHNIQUES USED TO STUDY

In Vietnam, mango has many types such as Cat Chu, Cat Hoa Loc, Statue of green skin... Commercial mangoes have different colors, volumes, sizes or shapes. More important is the ripeness and density of mangoes because this is a decisive factor to the ability of mango products to be consumed and this is a complex and difficult classification problem for mango today.

Apart from the characteristic color, weight, size, shape and bruises damaged to determine mango quality, the most important factor to determine mango quality is the proportion of mangoes. The proportion of mangoes is also understood as the maturity or age of mangoes, it is related to the date of harvest of mangoes. According to international standards, currently the proportion of mangoes ranging from 1.0 to 1.1 is the best quality mango. And currently this factor has not been studied because it is difficult to handle

mangoes to determine the density, so this study will be mentioned to solve this problem.

The study was conducted through the following steps:

- 1) Identify research issues from the actual situation, survey how to classify mangoes at home and abroad.
- 2) Learn the local mango assessment and classification criteria. Develop classification methods, arrange classification stages accordingly based on actual surveys.
- 3) Build algorithms, calculation methods so that the error is the lowest and the efficiency is the highest.
- 4) Begin implementation of local design, manufacturing, empirical evaluation and testing.

Determine the weight of mango we use Loadcell sensor placed on the input conveyor. Here the system will classify mango according to the volume of each selected mango variety. To determine color, size, shape as well as volume and percentage damage mango we use mango camera and application of image processing technology. The shooting process involves capturing a color image (RGB) and performing a depth measurement (D), which is combined in different ways to form other colors on a pixel, the intensity of Each color can vary from 0 to 255 and produce 16,777,216 different colors. Image sensors combined with depth sensors are located close to each other, allowing merging maps, producing 3D images. RGB-D image information is stored. With the distance from the camera to the conveyor is constant, the real size of the length, width, and height of the mango is measured by clamp. Then count the number of pixels corresponding to each of these dimensions. We choose 1280 x 960 pixels, 12 frames per second and 640 x 480 pixels, taking 30 frames per second to handle mango volume and defect detection.

III. VISION MACHINE FOR SORTING MANGOES

The mango classification system will handle features such as color, volume, size, shape, defects and especially the density of mangoes. When determining mango volume with Loadcell sensor, mangoes will be taken with 2 cameras in the shooting chamber with the appropriate light intensity from the light bulb. The shooting angles of the mango are random so that the mango fruit image is completely visible. The design of the mango conveyor belt must match the camera's shooting angles because otherwise the image will not take the mango position and process the image to classify the bruises as inaccurate. The operation system is integrated to handle each stage and combination of stages to handle color, volume, size, shape, density and percentage of defects (Fig 1). The system to be built must include:

- 1) System with shooting chamber to process color images, find shape defects and calculate mango volume.

2) Loadcell system to calculate the weight of each mango.

3) The system has a wiper mechanism that eliminates unsatisfactory fruits, size, shape.

4) The system has a classification mechanism used to classify quality of mangoes into trade items.

Building the principle of operation of mango classification model using artificial intelligence: Conveyed mango fruit brought to the conveyor mounted on the conveyor. In the shooting chamber, there are two cameras for color image processing to find defects on the mango fruit surface such as: black spots, bruises, bruises, and shape defects such as waist, damaged broken, the fruit does not meet the color requirements, the shape will be eliminated, and the camera will also scan the mango fruit (length, width, height) to calculate the volume of the mango. After that, the mango fruit, which meets the requirements of color shape, will be taken to the second conveyor to conduct mass calculations (Fig 1).

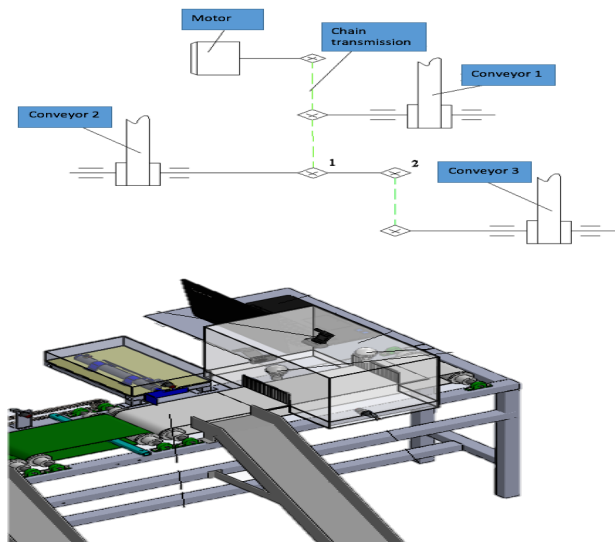


Fig 1. Laboratory test bed

First, the harvested mangoes are cleaned by using a washing solution, then sorted and sorted into commercial mangoes of different types, this is the current stage sorted by hand. Finally, the mangoes of each classification are packaged and transferred to customers (Fig 2).

Inspection Process

The inspection routine developed is illustrated in Fig 2. First, two images of front and back surfaces are acquired using two cameras. Second, check areas of the mango are found using segmentation modules, each specialized in detecting a different type of feature. Third, post processing is performed to remove false objects and combine areas that represent the same feature. Fourth, both object features and

window features are extracted from each located area. Fifth, the features are passed to the neural networks and the outputs of these networks are then combined using the feature combination strategy to assign an overall class to each region. Finally, the mango is graded, using a set of rules, based on the feature type of each located region. An example of a grading table is shown in Table 1. The table shows for each grade, the number, type and size of defects that are permissible.

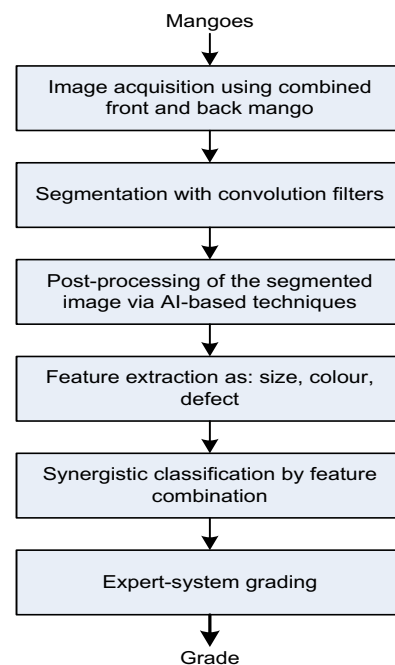
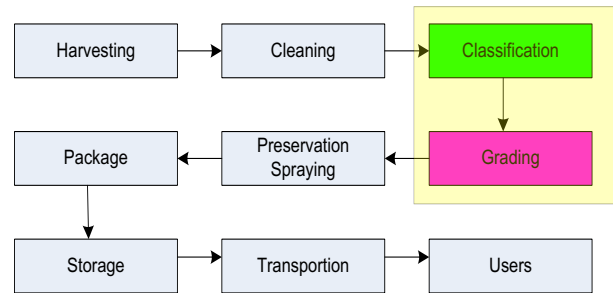


Fig 2. Mango sorting process and developed system for mango grading

TABLE 1. THE MANGO IS GRADED FOR EACH GRADE, THE NUMBER, TYPE AND SIZE OF DEFECTS THAT ARE PERMISSIBLE

Size code	Standard range	Permission range (< 10 % each/package)	Error
A	From 200 to 350	From 180 to 425	112,5
B	From 351 to 550	From 251 to 650	150
C	From 551 to 800	From 426 to 925	187,5

This table can be easily converted into a rule-based expert system. For better results, fuzzy rules can be employed to emulate expert human graders more closely. The segmentation method adopted is based on standard

image-processing functions and consists of three stages. Before segmentation, two images of the two surfaces being inspected is acquired using the image from above and beneath the mango. These images contain some features caused by classifications.

The mangoes are rarely perfect spheres, most mangoes are either long ($D < L$). A simple way to account for variation in mango shape is to use the ratio (R) of length to diameter: $R = L/D$. Corrected mango volume will, therefore, have the following equation [5]:

$$V_p = V_s + V_s (KR - 1) \quad (1)$$

Where V_p is the corrected mango volume, and K is a shape factor that varies with fruit type. After development and rearrangement of Eq. 1, the following equation is obtained:

$$V_p = 1.1D^2L\pi/6 \quad (2)$$

With D and L in cm and V_p in cm^3 .

All of the shape features apart from area are invariant to size, since they are measured from profile images normalised to unit area. Since none of the shape features shows any significant correlation with volume (as opposed to K), and since the effects of projection are small, any set of features from a profile image of a corresponding mango can be easily mapped to a new set of features corresponding to the same piece.

IV. EXPERIMENTS AND DISCUSSIONS

The mechanism for removing left-handed left unsatisfactory: Mango after passing through the image processing area to the wiper, here is attached an infrared sensor to detect objects. After receiving the PLC control signal to return the sensor activation, the sensor detects that the mango will return the signal back to the PLC so that the PLC controls the wiper (cylinder) mechanism to dismiss the does not meet the criteria of the conveyor (into the container located in front of the cylinder) (Fig 3).

Based on the average mass of Chu and Cat Hoa Loc mango and in the experimental process, we see the largest volume that mango fruit can reach is: $m_{max} = 750g$, so we have:

$$P_{mango} = m \cdot g = 0,75 \cdot 10 = 7,5 (N)$$

To choose: $g = 10 (m/s^2)$

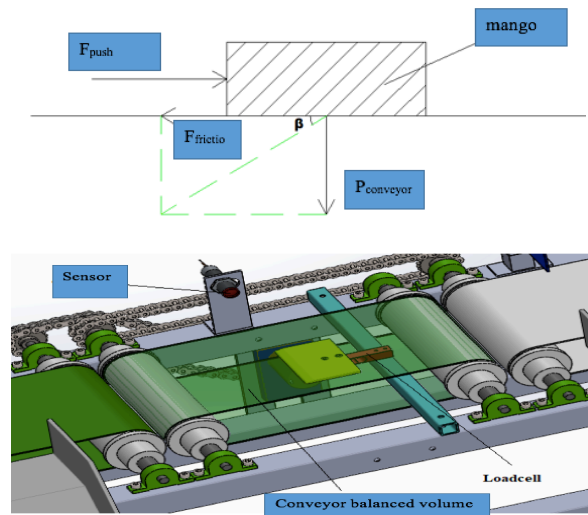


Fig 3. Diagram of force distribution in the rupture unit

For the lever you can push the mango out of the conveyor $F_{push} > P_{mango} + F_{friction} \cdot tg\beta$.

But we ignore the friction between the mango and the conveyor belt because the friction force is negligible (too small) so: $F_{push} > P_{mango} \leftrightarrow F_{push} > 7,5 (N)$

We have the pneumatic pressure of common air compressors: $p = 6 \text{ bar} = 6.1183 \text{ kgf} / \text{cm}^2$

The response of mango fruit is $F = 7.5 \text{ N} = 0.75 \text{ kg}$

$$\text{Cylinder diameter: } d_{xylan h} = \sqrt{\frac{F \cdot A}{p \cdot \pi}} = \sqrt{\frac{0,75 \cdot 4}{6,1183 \cdot \pi}} = 0,41 (cm)$$

Select cylinder diameter is: $d_{xylan h} = 5 \text{ mm}$

The cylinder stroke length is 200 mm (conveyor width $r = 180 \text{ mm}$) to ensure the cylinder is able to completely remove the mango from the conveyor.

Due to the use of cylinders, it is necessary to re-calibrate the supply of air to create enough force to push the mango but does not cause surface damage to the mango. At the same time, the output speed of the cylinder must not exceed the conveyor speed to avoid the mango being knocked off the conveyor.

Need to use 1 cylinder in this structure.

The conveyor section calculates the volume: Mango meets the standard of color shape will follow the conveyor to go through the processing area. Here, under 1 conveyor, 1 Loadcell is attached to the weight of mango fruit (directly connected to the PLC). The result is then returned to the next processing PLC.

For convenience, the results of the volume estimation methods developed in this study are repeated here. This includes error and associated confidence statistics for each of the volume estimation methods. Table 1 gives the results

of linear volume estimation methods. The arrangement of light sources significantly affects the image obtained, so the preferred lighting conditions are as follows (Fig 4): Samples are illuminated by two 5w bulb led lights and Lamp placement is arranged as shown below.

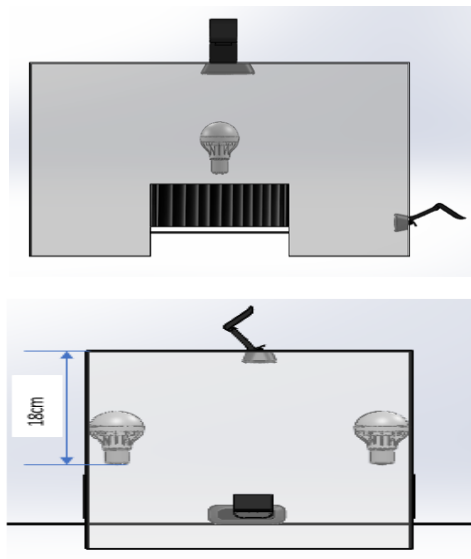


Fig 4. Diagram of lighting layout

Through experiments, it is shown that the location of the above lighting fixtures will not create black shadows that disturb the image and the light intensity does not make the surface of the mango too dazzling, making it easier to identify defects.

Volume of mango using Camera – RGB:

Find size via Camera: Photos obtained from cameras are RGB color images we need to convert to gray images to manipulate more easily. In the model using additional shooting chamber to increase the ability to receive images and separate fonts more easily (Fig 5).

First we know that in most mangoes there will be a certain color threshold. So we will adjust the threshold and begin to turn gray image so that the resulting image has background and mango are 2 separate color values. Here the topic threshold is set at 135, the threshold of mango ranges from 140-255. When we have the pixel size and also the size of the pixel, we just need to multiply it, we get the real size of the mango (Fig 6).

Calculating mango volume: We rely on the dependent equation found in the method and the actual size found. Replace the equation to calculate the corresponding volume.

The result of mango volume is obtained by calculating statistical method by size using RGB Camera: Above Loadcell is arranged with an infrared sensor to detect objects. When the mango fruit goes to the sensor to return the signal to Visual, at the same time, the bottom Loadcell also weighs the value of the mango at 10ms.

The result is taken into Excel to calculate, we see the relationship between the two original mass quantities and the weight on the conveyor have linear relationship with the first equation (Chart 1):

$$y = a.x + b$$

In which: y is the volume of mango fruit to be calculated

x is the weight of the weight when weighing the conveyor

a, b is the coefficient

coefficients a and b are determined by SLOPE functions (find coefficient a), INTERCEPT (find coefficient b). Order to determine:

$$a = \text{SLOPE}(y \text{ values}, x \text{ values}) = 1.060952497$$

$$b = \text{INTERCEPT}(y \text{ values}, x \text{ values}) = 63.01837755$$

$$\text{The equation to look for: } y = 1,060952497.x + 63,01837755 \quad (3)$$

From the newly found equation, we build the block in the PLC to calculate the exact volume. We have wrong results (Table 2).

TABLE II. THE ERROR TABLE BETWEEN THE WEIGHT OF MANGOES CALCULATED BY THE EQUATION AND THE ACTUAL VOLUME

Order number	Actual volume weight	Volume calculated by equation	Error
1	410.4543	412.6726	-2.21827
2	469.9725	469.1009	0.8716
3	323.1496	321.4804	1.6692
4	551.0186	550.2169	0.8017
5	442.9044	441.2227	1.6817
6	432.1404	432.4907	-0.3507
7	451.4862	453.1468	-1.6604
8	399.6903	398.9014	0.7889
9	393.7589	395.3746	-1.6153
10	469.9725	469.9407	0.0318

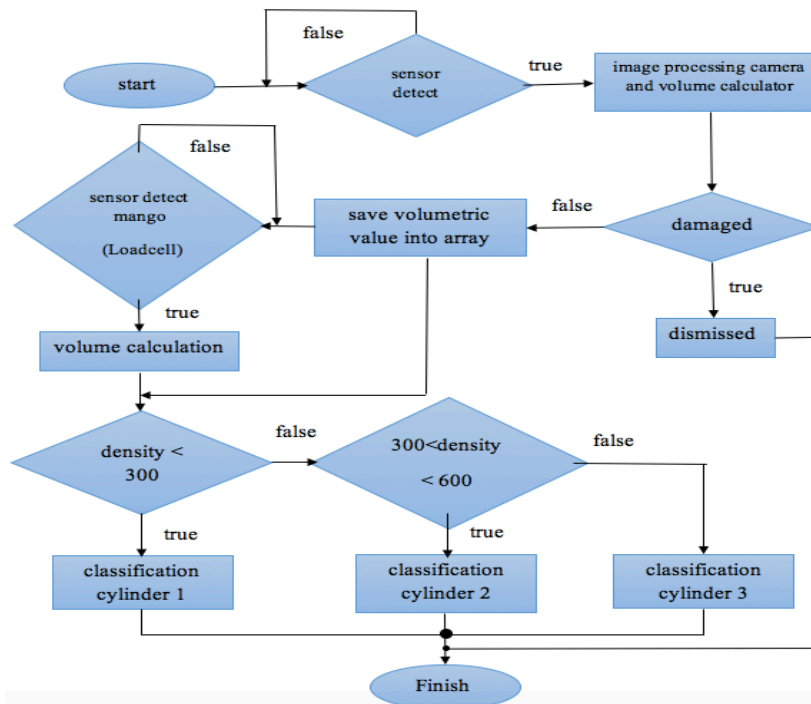


Fig 5. Flowchart of mango classification model according to color, volume and weight

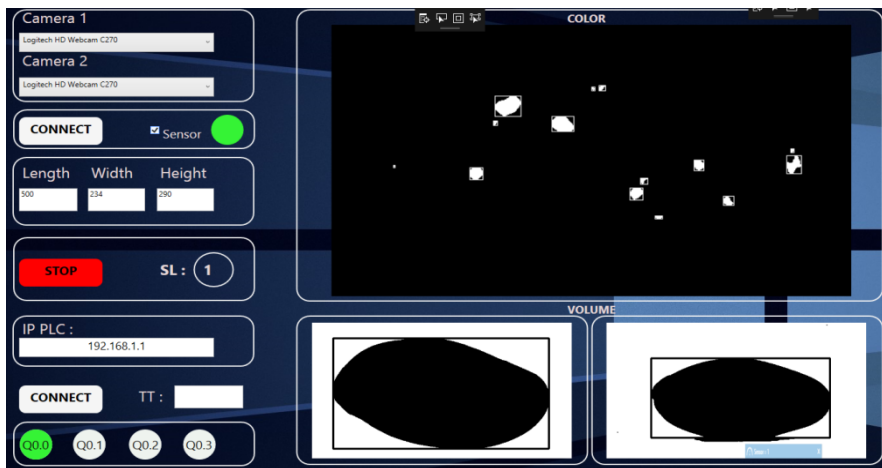


Fig 6. Results obtained after determining mango size

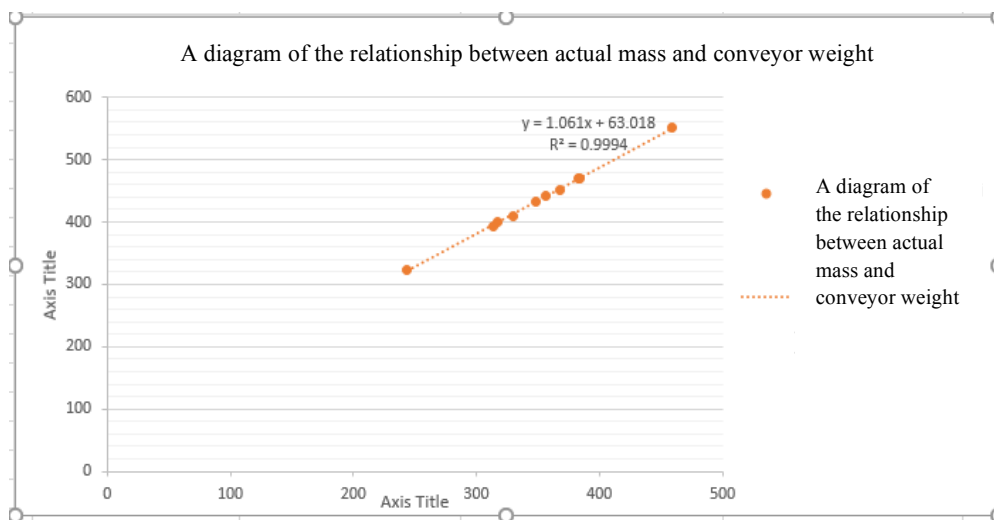


Chart 1. Chart of relationship between actual weight and conveyor weight

Average error of acceptable errors: Reasonable equation.

First experiment on 10 mangoes with actual results as follows:

First, convert RGB color image to gray level image: RGB color model, using additional models in which red, green and blue light are combined together in many different ways to form other colors on a pixel, the intensity of each color can change from 0 to 255 and create 16,777,216 different colors. To convert RGB images to grayscale images using functions in OpenCvSharp: `Cv2.cvtColor ();` (Fig 7a).

Image segmentation: Image binary is the process of converting gray images into binary images. Binary images are images where the values of pixels are represented only by two values: 0 (Black) and 255 (White) (Fig 7b).

Detection of defects and calculation of defect areas: Contour algorithm: Contour is the algorithm used in image processing to separate, extract objects, enabling the following processing to be accurate (Fig 7c).

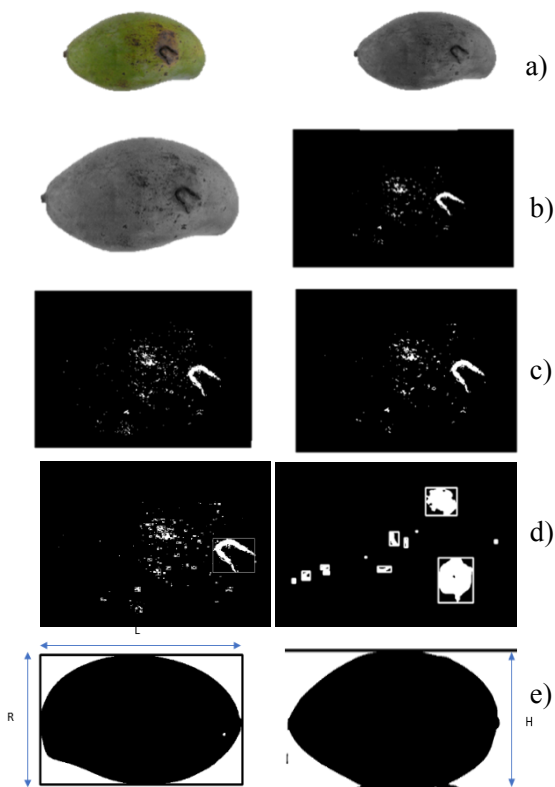


Fig 7. Image processing process to calculate mango volume

Classification based on area of disability. Calculate approximately the area of a pixel.

Classification: Find the largest area of disability if the disability area is larger or the area of the disability is larger than the area where each disability area has a larger disability area than allowed, mangoes are removed (Fig 7d).

Results of measuring the actual size of a sample mango and the corresponding number of pixels (Fig 7e):

Length (L): 13.69 cm - 426 pixels

Width (R): 8.51 cm - 281 pixels

Height (H): 7.28 cm - 258 pixels

The above word calculates approximately the area of a pixel: $\frac{1369}{4260} \times \frac{851}{2810} = 0,09732 \text{ mm}^2$

Define the binary image boundary from the program you made. Based on the dependence equation we have found from a type of mango Statue of green skin or Cat Chu or Cat Hoa Loc, for each type of mango we need to calculate the length and height, we deduce the corresponding volume (Fig 8).

Determine the area of the mango image obtained from the binary image (borders), determine the length, width and height from this image. Applying formula (1), (2) and Dependency equation between size and volume (3), we deduce the corresponding mango volume.

Calculating mango volume by approximate statistical method

Each type of fruit has its own unique profile, and for each, they will correspond to a certain profile. Mango has the same common profile, quite similar to Elipson. With this method, we use the length and width of each mango to calculate the corresponding volume.

When we determine the length, width, height and actual volume of the mango, we begin to find a link between them. We have 3 input variables (length, width, height) and an output variable (volume), using multivariate regression to find the relationship between them. We just understand that, when we use the actual volume size of the mango to find the dependent equation, then use Kinect to calculate the length, width, height and with our dependent equation we will find corresponding. SPSS software supports our multivariate regression to find dependent equations. We only give the input variable and the output variable, SPSS will give us the most accurate dependency equation and related diagrams.

SPSS software supports our multivariate regression to find dependent equations. We only give the input variable and the output variable, SPSS will give us the most accurate dependency equation and related diagrams.

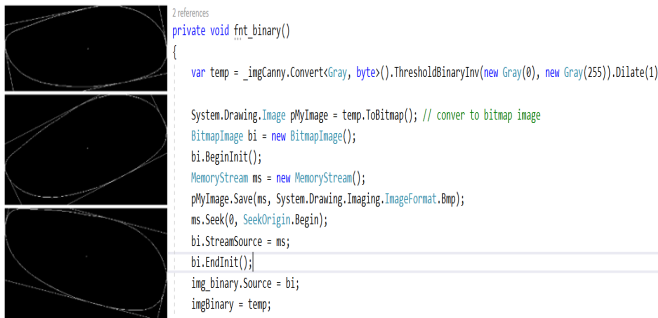


Fig 8. Image analysis determines mango contour to calculate volum

V. CONCLUSION

This study described the method and terminology of several of tools that are used for image processing and analysis in sorting and classification of mangoes based on Artificial Intelligence. The digital image processing is required firstly to preprocess the data of mango images into a format from which features can be extracted, and secondly to extract and measure these features (Fig 9).

The mango images used in this study for sorting and blemish detection are obtained using a CCD camera. Once shape have been extracted from the mango profile images and applied to artificial neural network that is used to combine shape features to form volume estimates for the corresponding mango. The testing method used on ANN and other function approximation methods are explained in this paper.

Eventually, the features are to be combined to form a volume estimate of fruit from whose image they are extracted and measured.

In one of its simplest forms, function approximation is determination of a linear regression equation based on a set of data. This linear relationship is a model for between weight and volume, since one would expect that the volume of mango would be directly proportional to its weight, because mango density is usually almost constant within a same quality. A model must be formed from knowledge of understanding of source of the data. As it is known that mango density increased with the volume, then the quality is better and the mango is sweet (Based on regression equation of weight and volume). ANN can be seen as a form of regression equation which can model arbitrary continuous functions where an explicit model relating the functional form of the output to the inputs is known. The first stage in the computer processing of the digital images from camera is to form separate image files of mangoes. This is necessary since locating the mango within the large image would be very computationally expensive. From these resized images, the grey-scale images are formed from the sum of the red and green bands less twice the blue band. Next, the grey-scale images are threshold to form binary images. The

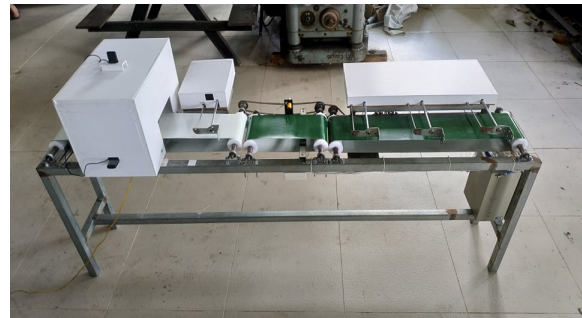


Fig 9. Model of mango classification system using image processing technology and artificial intelligence

threshold value is simply found based on experiments for each type of mango (with reference to several image histograms). The mango images are calibrated for size by using images of ellipse.

REFERENCES

- [1]. Chandra Sekhar Nandi, Bipan Tudu, and Chiranjib Koley, Computer Vision Based Mango Fruit Grading system, International conference on Innovative Engineering Technologies (ICIET'2014) Dec. 28-29, 2014 Bangkok Thailand.
- [2]. Tomas U. Ganiron Jr. Size Properties of Mangoes using Image Analysis, International Association of Engineers (IAENG) South Kowloon, Hong Kong, International Journal of Bio-Science and Bio-Technology Vol.6, No.2 (2014), pp.31-42.
- [3]. Emny Harna Yossya, Jhonny Pranataa, Tommy Wijayaa, Heri Hermawana, Widodo Budihartoa, Mango Fruit Sortation System using Neural Network and Computer Vision , 2nd International Conference on Computer Science and Computational Intelligence 2017, ICCSCI 2017, 13-14 October 2017, Bali, Indonesia.
- [4]. Tajul Rosli B. Razak, Mahmud B. Othman, Mohd Nazari bin Abu Bakar, Khairul Adilah bt Ahmad4, Ab Razak Mansor, Mango Grading By Using Fuzzy Image Analysis, International Conference on Agricultural, Environment and Biological Sciences (ICAEB'S2012) May 26-27, 2012 Phuket.
- [5]. Ms. Seema Banot1, Dr. P.M. Mahajan, A Fruit Detecting and Grading System Based on Image Processing-Review, International Journal Of Innovative Research In Electrical, Electronics, Instrumentation And Control Engineering Vol. 4, Issue 1, January 2016.
- [6]. Keyvan Asefpour Vakilian, Jafar Massah, An Apple Grading System According To European Fruit Quality Standards Using Gabor Filter And Artificial Neural Networks, Scientific Study & Research Chemistry & Chemical Engineering, Biotechnology, Food Industry ISSN 1582-540X, 2016.
- [7]. Baohua Zhang, Wenqian Huang, Jiangbo Li, Chunjiang Zhao, Shuxiang Fan, Jitao Wu, Chengliang Liu, Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables, Food Research International 62 (2014) 326–343.
- [8]. Amir Alipasandi, Hosein Ghaffari, Saman Zohrabi Alibeyglu, Classification of three Varieties of Peach Fruit Using Artificial Neural Network Assisted with Image Processing Techniques, International Journal of Agronomy and Plant Production. Vol., 4 (9), 2179-2186, 2013 ISSN 2051-1914 ©2013 VictorQuest Publications.
- [9]. M. Khojastehnazhand, M. Omid and A. Tabatabaef, Development of a lemon sorting system based on color and size, African Journal of Plant Science Vol. 4(4), pp. 122-127, April 2010 ISSN 1996-0824.
- [10]. M. Rokunuzzaman, and H. P. W. Jayasuriya, 2013, Development of a low cost machine vision system for sorting of tomatoes, Agric Eng Int: CIGR Journal, 15(1): 173-180.



Nguyễn Đức Thông, ndthong@dthu.edu.vn,

0933211113. Lecturer in Physics Pedagogy - chemistry - biology_Dong Thap University.

Master of Science, Lecturer, Main research areas: mechanical engineering.

Studying a doctorate in mechatronics engineering at Ho Chi Minh City University of Technology and Education.



Nguyễn Trường Thịnh,

thinht@hcmute.edu.vn, 0903675673. Dean of Faculty of Mechanical Engineering creates machines_Ho Chi Minh City University of Technology and Education.

Associate Professor. Ph.D, Senior lecturer, Main research areas: mechatronics.

The research projects in the fields of authors can be found on the search engines of the world science.



Huỳnh Thanh Công, htcong@hcmut.edu.vn,

0907747138. Dean of traffic engineering_Bach Khoa Ho Chi Minh City University.

Associate Professor. Ph.D, Senior lecturer, Main research areas: mechanical dynamics.

The research projects in the fields of authors can be found on the search engines of the world science.

Mango sorting mechanical system combines image processing

Nguyen Duc Thong, Nguyen Truong Thinh, Huynh Thanh Cong

Abstract—The work of sorting and packing commercial mangoes requires a lot of labor and the methods used by farmers and distributors to classify commercial mangoes are through traditional quality inspection using the eye. Time-consuming and less efficient or some non-specialized machines and results in low productivity, high costs, sorting out different types of mangoes is relatively costly. The use of a smart mango classification system requires high response speed and equipment stability to reduce production costs, reduce labor costs, and increase the automation level of production lines. Mango with the advantage of high stability and unlimited working time. Researching techniques of image processing, collecting and building a database of images of a number of mango fruits in Vietnam; studying the approaches and techniques for assessing the quality of mango fruit, checking the surface of mango fruit with deep, wilted, spongy, deformed mangoes, ripening on mango fruit. Mango classification system using image processing combined with artificial intelligence including using CCD camera, C programming language, computer vision and artificial neural network in the problem of classifying mango fruit or not qualified.

And above all, the main goal is to design and manufacture the control system of mango classification system based on image processing technology, computer vision combined with artificial intelligence with high productivity, compact, easy to use, easy to classify mangoes and can classify other agricultural products in Vietnam and the world.

Index Terms—The classification of mango; Sorting of Mangoes; Image processing technology; Artificial intelligence; Computer vision; Artificial neural networks.

I. INTRODUCTION

Although the classification of products has appeared for a long time in the field of agricultural products, but until now, there has not been a specialized system for the classification of mangoes. The process of surveying and accessing farm households and finished mango production facilities in all localities showed that classification of mangoes is mainly manual and a few types of machines that support amateur classification use. So achieving low productivity, increasing costs. Surveying some of the currently used automatic or semi-automatic agricultural classification systems in the world can be designed and made into a mango classification system. The application of optical images to recent postharvest quality control has been researched and is being conducted to find a way to estimate internal properties or to detect external damage.

Research and application of high-tech machinery in the process of producing agricultural products on the one hand reduce human labor, reduce costs, and otherwise meet high standards of food safety and hygiene in Processing in fastidious markets requires high quality. Actual test of mango classification process to determine some basic parameters of mango species, statistics of common weight size of mango

varieties, testing the principle of the most feasible mango classification method... The proposed design of mango classification system includes stages such as: Color processing to classify damaged mango, calculate volume and measure volume to determine density to classify mango according to quality. The simple mango classification system design is easy to manufacture in the country and is most effective to best meet practical needs and low cost.

Currently mangoes are classified by color, volume, size and shape. The quality of the mango fruit is only predicted by the eye of the classification and has not been studied for application. Case studies of mango classification such as Machine vision-based maturity prediction system for harvested mango classification [1] proposed a machine-based system to classify mangoes by predicting levels maturity to replace manual classification system. Prediction of ripeness was made from video signals collected by a CCD camera placed above the mango conveyor belt. The recursive feature removal technique combined with the vector-based support (SVM) classifier is used to identify the most relevant features of the original 27 selected features. Finally, optimal aggregation of the number of reduced features is obtained and used to classify mangoes into four different types according to maturity level; Tomas U. Ganiron Jr developed a size-based mango classification system using image analysis techniques [2]. This empirical study aims to develop an efficient algorithm to detect and classify mangoes. Using the obtained image, the features of the mango are extracted and used to determine the mango layer. The characteristics of the extracted mango are perimeter, area, roundness and defect rate; The mango classification system uses machine vision and Neural network [3] as a system that can classify ripe or unripe mangoes. The method used to carry out this study was split into several steps: object identification, algorithm development, implementation and evaluation. This system is implemented in C, Computer Vision and ANN (artificial neural networks) so that the system can detect the color of the ripe or unripe mangoes; The research team in Malaysia [4] proposed and implemented fuzzy logic algorithms and algorithms using digital image processing, predefined content analysis and statistical analysis to determine real estate export of local mangoes in Perlis - Malaysia. This study is to design and develop an efficient algorithm to detect and classify mangoes at 80% accuracy compared to human classification. All studies are mostly done in laboratories, with certain results in the exploitation of specific classification features, with a high classification result in color, volume and size. However, the quality of the mango has not been assessed, but it has been put into practical applications. The studies [6 - 12] mentioned the application

of image processing and artificial neural networks with different treatments for fruits, vegetables, fruits and other foods and for certain results in research assist.

II. METHODS AND TECHNIQUES USED TO STUDY

Regarding the volume of mangoes, depending on the type of commercial mango, the volume of mango is prescribed according to the international standard (Tolerance in size: For all grades, allow 10% of the number or volume of fruits (higher and / or lower) in each package to be outside the size range of the class with 50% difference. Maximum allowed for that group. In the smallest size range, the weight of mango should not be less than 180 g and for the type in the largest size range the maximum volume of 925 g can be applied as follows, Table 1). In addition, depending on the type of market, each region where the volume of mango can be accepted. In terms of size, mango shape is also strictly regulated. The basic mango is considered in the left volume, calculated for the length, width and height of the mango. The roundness of the fruit is considered when most mangoes are in elliptical form.

Bruising or damaged bruises on mangoes often appear on all sides of the mango stem, often appearing and more pronounced than in the left stalk. Depending on the level or percentage of damage on the fruit, it is arranged according to the quality standards of mango, strictly regulated by international standards. This is an important feature of mangoes in the classification process to make their classification.

In addition to mango bruises to determine mango quality, the most important factor to determine mango quality is the proportion of mangoes. The proportion of mangoes is also understood as the maturity or age of mangoes, it is related to the date of harvest of mangoes. According to international standards, currently the proportion of mangoes ranging from 1.0 to 1.1 is the best quality mango. And currently this factor has not been studied because it is difficult to handle mangoes to determine the density, so this study will be mentioned to solve this problem.

The study was conducted through the following steps:

- 1) Identify research issues from the actual situation, survey how to classify mangoes at home and abroad.
- 2) Learn the local mango assessment and classification criteria. Develop classification methods, arrange classification stages accordingly based on actual surveys.
- 3) Build algorithms, calculation methods so that the error is the lowest and the efficiency is the highest.
- 4) Begin implementation of local design, manufacturing, empirical evaluation and testing.

Determine the weight of mango we use Loadcell sensor placed on the input conveyor. Here the system will classify mango according to the volume of each selected mango variety. To determine color, size, shape as well as volume and percentage damage mango we use mango camera and application of image processing technology. The shooting process involves capturing a color image (RGB) and performing a depth measurement (D), which is combined in different ways to form other colors on a pixel, the intensity of

Each color can vary from 0 to 255 and produce 16,777,216 different colors. Image sensors combined with depth sensors are located close to each other, allowing merging maps, producing 3D images. RGB-D image information is stored. With the distance from the camera to the conveyor is constant, the real size of the length, width, and height of the mango is measured by clamp. Then count the number of pixels corresponding to each of these dimensions. We choose 1280 x 960 pixels, 12 frames per second and 640 x 480 pixels, taking 30 frames per second to handle mango volume and defect detection.

TABLE I. THE MANGO IS GRADED FOR EACH GRADE, THE NUMBER, TYPE AND SIZE OF DEFECTS THAT ARE PERMISSIBLE

Size code	Standard range	Permission range (< 10 % each/package)	Error
A	From 200 to 350	From 180 to 425	112,5
B	From 351 to 550	From 251 to 650	150
C	From 551 to 800	From 426 to 925	187,5

III. MECHANICAL SYSTEMS FOR SORTING MANGOES

Principle of operation: The structure of the mango classification model (according to Global GAP standard) consists of 4 parts combined, mounted on the same fixed frame and arranged in partial order as follows (Figure 1):

- 1) Conveyor with shooting chamber to process color images, find out shape defects and calculate mango volume.
- 2) The wiper mechanism eliminates those that do not meet the shape requirements.
- 3) Conveyor belt containing Loadcell to calculate the weight of each mango.
- 4) Conveyors have a classification mechanism used to classify mangoes into categories.

Conveyed mango fruit brought to a conveyor mounted on a conveyor. In the shooting chamber, there are 2 cameras for color image processing to find defects on the mango fruit surface such as: black spots, bruises, bruises, and shape defects such as: waist, damaged broken... The fruit does not meet the color requirements, the shape will be removed by a push mechanism, and the camera will also conduct a scan of the mango fruit (length, width, height) to calculate the volume of the mango. After that, the mango fruit that meets the requirements of color shape will be taken to the 2nd conveyor section to conduct the volume calculation. Here, there is 1 Loadcell of 2kg attached below the conveyor. When the mango fruit comes here, Loadcell will weigh, returning the real weight of the mango. Finally after obtaining data on volume and volume based on Global GAP mango classification criteria to classify structure (lever) to classify mangoes into different types as required (3 types).

The mango classification system will handle features such as color, volume, size, shape, defects and especially the density of mangoes. When determining mango volume with Loadcell sensor, mangoes will be taken with 2 cameras in the shooting chamber with the appropriate light intensity from the light bulb. The shooting angles of the mango are random so that the mango fruit image is completely visible.

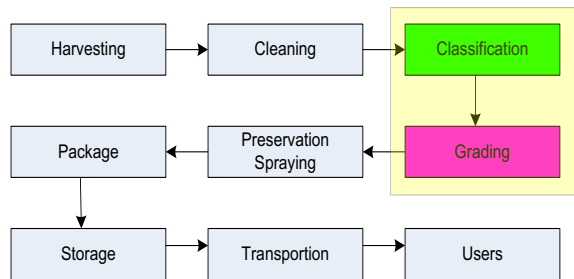


Figure 1. Principle of operating mango classification model

The design of the mango conveyor belt must match the camera's shooting angles because otherwise the image will not take the mango position and process the image to classify the bruises as inaccurate. The operation system is integrated to handle each stage and combination of stages to handle color, volume, size, shape, density and percentage of defects (Figure 1). The system to be built must include:

- 1) System with shooting chamber to process color images, find shape defects and calculate mango volume.
- 2) Loadcell system to calculate the weight of each mango.
- 3) The system has a wiper mechanism that eliminates unsatisfactory fruits, size, shape.
- 4) The system has a classification mechanism used to classify quality of mangoes into trade items.

Building the principle of operation of mango classification model using artificial intelligence: Conveyed mango fruit brought to the conveyor mounted on the conveyor. In the shooting chamber, there are two cameras for color image processing to find defects on the mango fruit surface such as: black spots, bruises, bruises, and shape defects such as waist, damaged broken, the fruit does not meet the color requirements, the shape will be eliminated, and the camera will also scan the mango fruit (length, width, height) to calculate the volume of the mango. After that, the mango fruit, which meets the requirements of color shape, will be taken to the second conveyor to conduct mass calculations (Figure 2).

Mango after passing through the image processing area to the wiper, here is attached an infrared sensor to detect objects. After receiving the PLC control signal to return the sensor activation, the sensor detects that the mango will return the signal back to the PLC so that the PLC controls the mechanism of pushing (cylinder) to proceed to dismiss the left. does not meet the criteria of the conveyor belt (into the container located in front of the cylinder) (Figure 3).

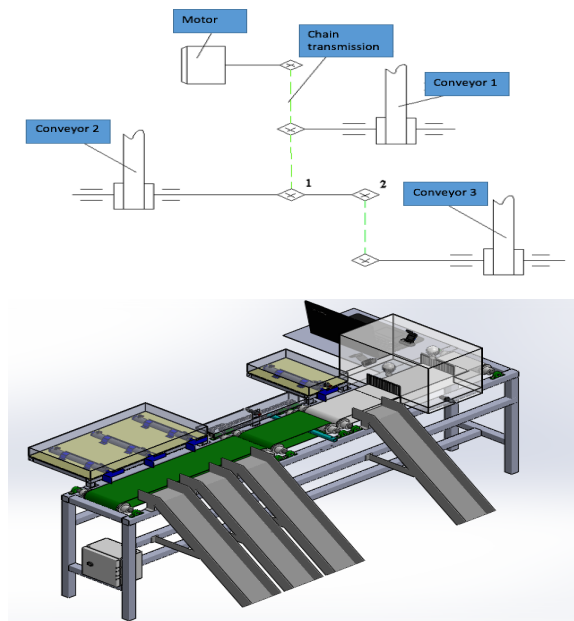


Figure 2. Brushing mechanism (eliminating broken fruit)

Table 1 can be easily converted into a rule-based expert system. For better results, fuzzy rules can be employed to emulate expert human graders more closely. The segmentation method adopted is based on standard image-processing functions and consists of three stages. Before segmentation, two images of the two surfaces being inspected is acquired using the image from above and beneath the mango. These images contain some features caused by classifications.

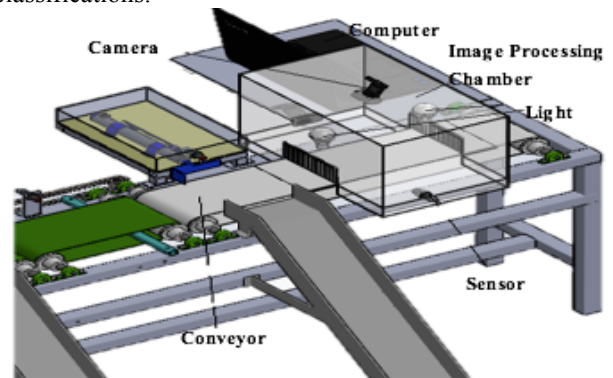


Figure 3. Executive structure of automatic mango classification system

The arrangement of light sources significantly affects the image obtained, so the preferred lighting conditions are as follows (Figure 4): Samples are illuminated by two 5w bulb led lights and Lamp placement is arranged as shown below.

Through experiments, it is shown that the location of the above lighting fixtures will not create black shadows that disturb the image and the light intensity does not make the surface of the mango too dazzling, making it easier to identify defects.

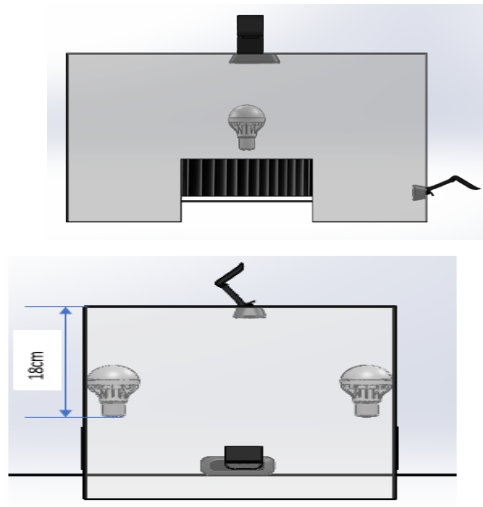


Figure 4. Diagram of lighting layout

The mangoes are rarely perfect spheres, most mangoes are either long ($D < L$). A simple way to account for variation in mango shape is to use the ratio (R) of length to diameter: $R = L/D$. Corrected mango volume will, therefore, have the following equation [5]:

$$V_p = V_s + V_s (KR - 1) \quad (1)$$

Where V_p is the corrected mango volume, and K is a shape factor that varies with fruit type. After development and rearrangement of Eq. 1, the following equation is obtained:

$$V_p = 1.1D^2L\pi/6 \quad (2)$$

With D and L in cm and V_p in cm^3 .

All of the shape features apart from area are invariant to size, since they are measured from profile images normalised to unit area. Since none of the shape features shows any significant correlation with volume (as opposed to K), and since the effects of projection are small, any set of features from a profile image of a corresponding mango can be easily mapped to a new set of features corresponding to the same piece.

IV. EXPERIMENTS AND DISCUSSIONS

The mechanism for removing left-handed left unsatisfactory: Mango after passing through the image processing area to the wiper, here is attached an infrared sensor to detect objects. After receiving the PLC control signal to return the sensor activation, the sensor detects that the mango will return the signal back to the PLC so that the PLC controls the wiper (cylinder) mechanism to dismiss the does not meet the criteria of the conveyor (into the container located in front of the cylinder) (Figure 5).

Based on the average mass of Chu and Cat Hoa Loc mango and in the experimental process, we see the largest volume that mango fruit can reach is: $m_{max} = 750g$, so we have:

$$P_{mango} = m \cdot g = 0,75 \cdot 10 = 7,5 (N)$$

To choose: $g = 10 (m/s^2)$

$$\rightarrow F_p > P_{mango} + F_f \cdot tg\beta$$

$$\rightarrow F_p > P_{mango} \leftrightarrow F_p > 7,5 (N)$$

$$\rightarrow p = 6 \text{ bar} = 6,1183 \text{ kgf/cm}^2$$

$$\rightarrow F = 7,5 \text{ N} = 0,75 \text{ kg}$$

$$\rightarrow d_{xi \ tanh} = \sqrt{\frac{F \cdot 4}{p \cdot \pi}} = \sqrt{\frac{0,75 \cdot 4}{6,1183 \cdot \pi}} = 0,41 (cm)$$

\rightarrow Choose: $d_{xi \ tanh} = 5 \text{ mm}$

The cylinder stroke length is 200 mm (conveyor width $r = 180 \text{ mm}$) to ensure the cylinder can completely push the mango out of the conveyor.

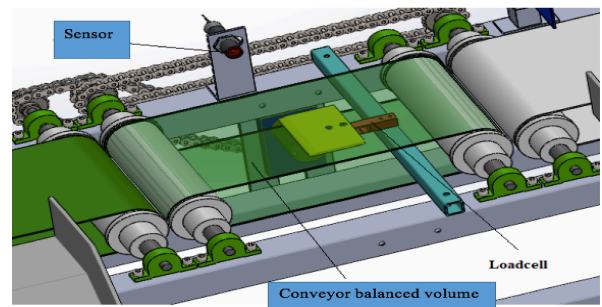
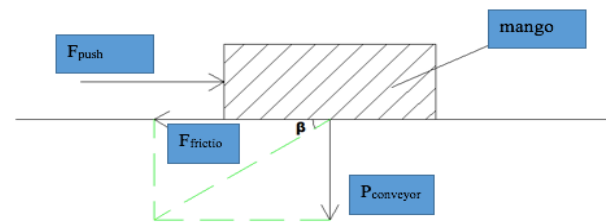


Figure 5. Diagram of force distribution in the rupture unit

Actual weight of mango: $m = m_1 + m_2$

Where: - m_1 is the mass fraction that is lost due to elastic force (equal to the tension of the conveyor belt at the time of consideration), m_2 : the volume that the loadcell reads.

suppose the conveyor is evenly stretched with elastic force:

$$F_{th} = K \cdot \Delta l; \text{ With } K (N / mm) \text{ is the elastic coefficient: } K = \frac{ES}{l_0}$$

In which: E is the elastic modulus of the conveyor;

S is the conveyor section; l_0 conveyor belt length considered

Δl mm is the extension of the conveyor. At the time the conveyor is running smoothly at velocity v (mm / s).

When there is a load (mango), the conveyor falls down a segment a . We consider the conveyor at point D tangent to the mango (Figure 6).

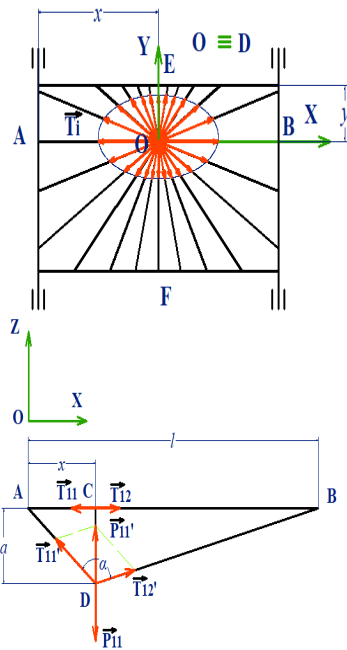


Figure 6. Force analysis for mango volume calculation

According to the law of Newton 2 we have:

$$\vec{P}_1 + \sum_{i=1}^n \vec{T}_i = 0 ;$$

I analyze: $\sum_{i=1}^n \vec{T}_i = \sum_{i=1}^n \vec{T}_{Oxz} + \sum_{i=1}^n \vec{T}_{Oyz}$

Consider the Oxz axis: Assuming there is no load at first (mango), the conveyor is stretched to 1 section Δl by conveyor traction $F_k = F_{dh} = T = K \Delta l$; With T (N) is the tension at B when the conveyor runs at speed v (mm / s);

$$F_k = \frac{1000.P}{v} \quad (\text{N}); \text{ With } P(w) \text{ capacity B axis; } P = \frac{P_{dc}}{\eta_x \eta_{ol}} ;$$

To choose $\eta_x = 0.97$; $\eta_{ol} = 0.99$

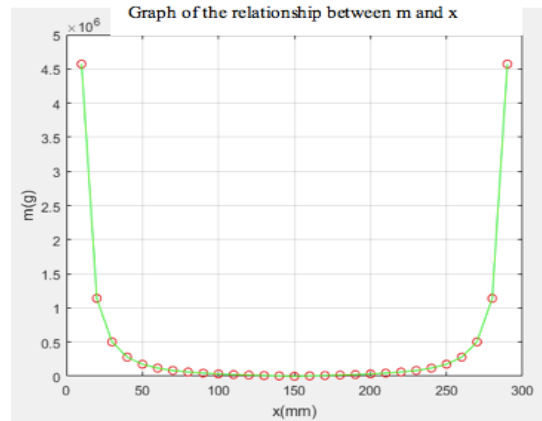
Since the conveyor is evenly stretched, we consider at point C is 1 paragraph x away from A, then the elastic force is F_{dh1} , F_{dh2} : $F_{dh1} = F_{dh2}$

Suppose the loadcell is 1 paragraph a (mm) from the conveyor. Then position C becomes D as the conveyor stretches $T_1' T_2'$ and stretches $\Delta l_1' \Delta l_2'$; With $T_1' = K_1 \Delta l_1'$; $T_2' = K_2 \Delta l_2'$; α is the right angle by T_1' và T_2'

Consider balance at the point D:

$$\vec{P}_{11} = \vec{T}_{11}' + \vec{T}_{12}'$$

For all l; K; F; a fixed we always have the dependence of m on x according to the following graph.



```

a=1;
L=300;
K=30000; %N/mm
F=5;
g =9.80665; % m/s2
x=linspace(0,300,31);
K1=K.*L./x;
K2=K.*L./(L-x);
m=sqrt(x.^2+a.^2);
n=sqrt((L-x).^2+a.^2);
d1=(L-F./K).*x./L ;
d2=n-(L-F./K).*(L-x)./L ;
C=(x.^2+a.^2-x.*L)./(m.*n);
P2=(K1.*d1).^2+(K2.*d2).^2+2.*K1.*d1.*(K2.*d2).*C;
y=(sqrt(P2)).*1000./g;
plot(x,y,'ro',x,y,'g-');
grid on ;
xlabel('x(mm)');
ylabel('m(g)');
title('Do thi lien he giua m va x');
    
```

Figure 7. Graph of the relationship between m and x-axis and Code matlab

The result is taken into Excel to calculate, we see the relationship between the two original mass quantities and the weight on the conveyor have linear relationship with the first equation (Figure 7):

$$"y = a.x + b"$$

In which: y is the volume of mango fruit to be calculated
 x is the weight of the weight when weighing the conveyor
 a, b is the coefficient

coefficients a and b are determined by SLOPE functions (find coefficient a), INTERCEPT (find coefficient b). Order to determine:

$$a = \text{SLOPE}(y \text{ values}, x \text{ values}) = 1.060952497$$

$$b = \text{INTERCEPT}(y \text{ values}, x \text{ values}) = 63.01837755$$

The equation to look for:

$$y = 1,060952497.x + 63,01837755 \quad (3)$$

From the newly found equation, we build the block in the PLC to calculate the exact volume. We have wrong results (Table 2).

TABLE II. THE ERROR TABLE BETWEEN THE WEIGHT OF MANGOES CALCULATED BY THE EQUATION AND THE ACTUAL VOLUME

Order number	Actual volume weight (gam)	Volume calculated by equation (gam)	Error (%)
1	410.4543	412.6726	-2.21827
2	469.9725	469.1009	0.8716
3	323.1496	321.4804	1.6692
4	551.0186	550.2169	0.8017
5	442.9044	441.2227	1.6817
6	432.1404	432.4907	-0.3507
7	451.4862	453.1468	-1.6604
8	399.6903	398.9014	0.7889
9	393.7589	395.3746	-1.6153
10	469.9725	469.9407	0.0318

Volume of mango using Camera – RGB:

Find size via Camera: Photos obtained from cameras are RGB color images we need to convert to gray images to manipulate more easily. In the model using additional shooting chamber to increase the ability to receive images and separate fonts more easily. Flowchart, algorithm of mango classification model by color, volume and volume (Figure 8).

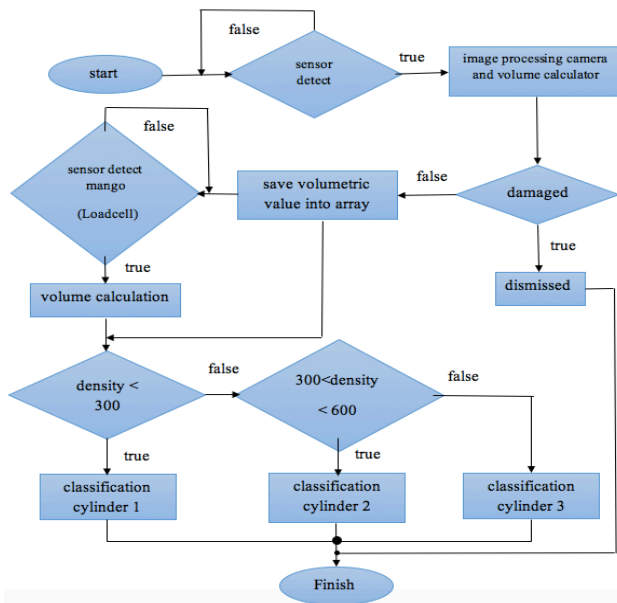


Figure 8. Flowchart of mango classification model according to color, volume and weight

A good lighting system should be provided uniformly in terms of lighting conditions, shooting space, radiation conditions ... to prevent shadow formation of the sample and cause color interference. The quality of the captured image is much decided on the result of the identification, then the image must be stored in a format that is consistent with the later processing steps, the resulting image is in two dimensions (Figure 9).

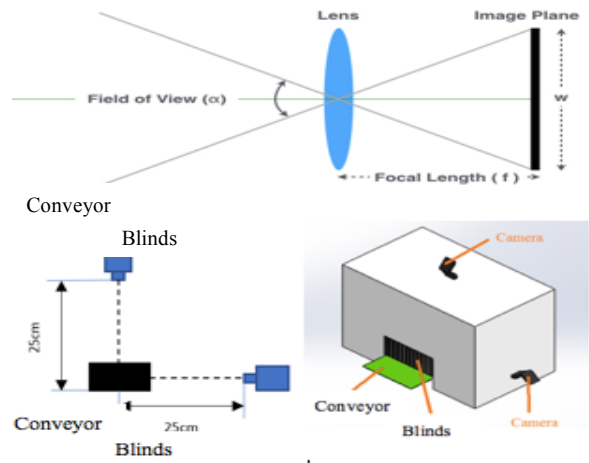


Figure 9. Shooting box and layout light to cameras

Program to control and declare input and output of the classification system is logically connected, suitable to the operation of each part and details in the image processing system and diagrams for connecting PLCs, sensors, cylinders (Figure 10). The sensor, cylinder, PLC... signals are connected through Figure 11.

Numb	Name	IP	Note
1	Xy lanh 4	Q 0.2	class 3 cylinder
2	Xy lanh 3	Q 0.3	class 2 cylinder
3	Xy lanh 2	Q 0.4	class 1 cylinder
4	Xy lanh 1	Q 0.5	dismissed Cylinder

Numb	Name	IP	Note
1	CB 1	I 0.0	Image processing sensor
2	CB 2	I 0.1	Sensor removes damaged fruits
3	CB 3	I 0.2	Weight sensor Loadcell
4	CBT 1	I 0.3	Magnetic sensor get rid of broken fruits
5	CBT 2	I 0.4	Magnetic sensor in class 1 cylinder
6	CBT 3	I 0.5	Magnetic sensor in class 2 cylinder
7	CBT 4	I 0.6	Magnetic sensor in class 3 cylinder

Figure 10. Input and Output address table of PLC

First we know that in most mangoes there will be a certain color threshold. So we will adjust the threshold and begin to turn gray image so that the resulting image has background and mango are 2 separate color values. Here the topic threshold is set at 135, the threshold of mango ranges from 140-255. When we have the pixel size and also the size of the pixel, we just need to multiply it, we get the real size of the mango (Figure 12).

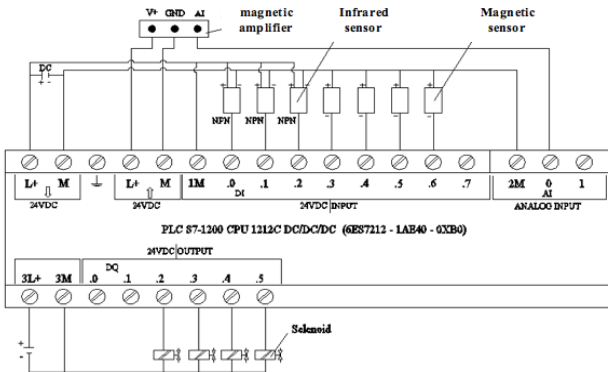


Figure 11. Diagram connecting PLC, sensor, cylinder

Calculating mango volume: We rely on the dependent equation found in the method and the actual size found. Replace the equation to calculate the corresponding volume.

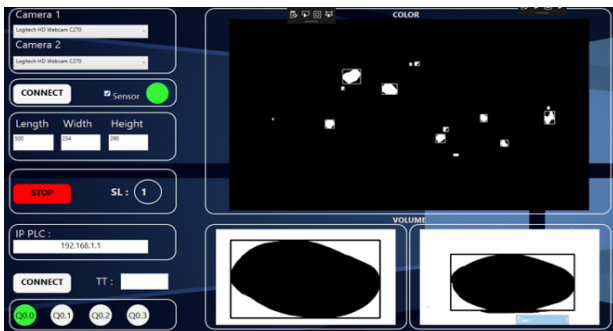


Figure 12. Results obtained after determining mango size

The result of mango volume is obtained by calculating statistical method by size using RGB Camera: Above Loadcell is arranged with an infrared sensor to detect objects. When the mango fruit goes to the sensor to return the signal to Visual, at the same time, the bottom Loadcell also weighs the value of the mango at 10ms.

The result is taken into Excel to calculate, we see the relationship between the two original mass quantities and the weight on the conveyor have linear relationship with the first equation (Figure 13):

$$y = a.x + b$$

In which: y is the volume of mango fruit to be calculated

x is the weight of the weight when weighing the conveyor

a, b is the coefficient

coefficients a and b are determined by SLOPE functions (find coefficient a), INTERCEPT (find coefficient b). Order to determine:

$$a = \text{SLOPE} (y \text{ values}, x \text{ values}) = 1.060952497$$

$$b = \text{INTERCEPT} (y \text{ values}, x \text{ values}) = 63.01837755$$

The equation to look for: $y = 1,060952497.x + 63,01837755$

From the newly found equation, we build the block in the PLC to calculate the exact volume. We have wrong results: Average error of acceptable errors: Reasonable equation.

In particular, when determining the mass, volume and density of computation compared to the original elements of mango and comparison chart, we get quite stable and acceptable results Table 2 and Figure 13 (units of dimension of mango are mm, volume is ml).

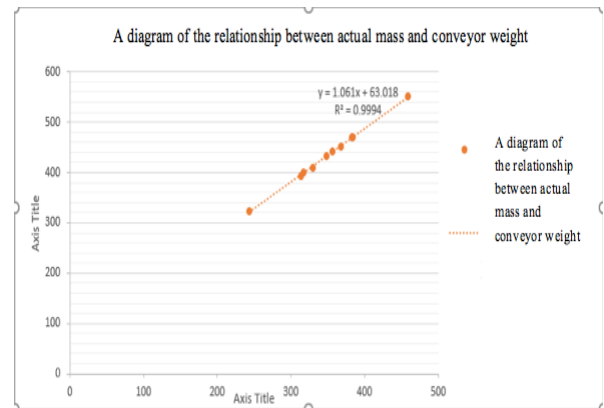


Figure 13. Chart of relationship between actual weight and conveyor weight

First experiment on mangoes with actual results as follows:

Convert RGB color image to gray level image: RGB color model, using additional models in which red, green and blue light are combined together in many different ways to form other colors on a pixel, the intensity of each color can change from 0 to 255 and create 16,777,216 different colors. To convert RGB images to grayscale images using functions in OpenCvSharp: `Cv2.cvtColor ();` (Figure 14a).

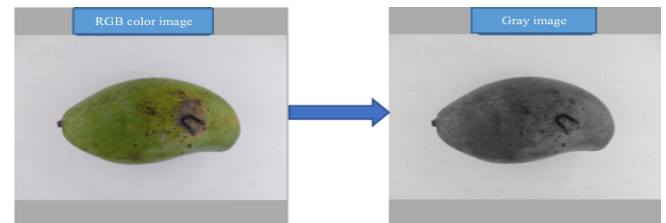


Figure 14a. Convert RGB color image to gray image

Image segmentation: Image binary is the process of converting gray images into binary images. Binary images are images where the values of pixels are represented only by two values: 0 (Black) and 255 (White) (Figure 14b).

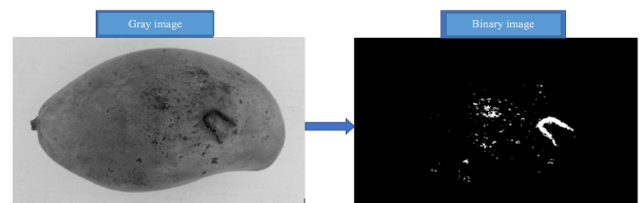


Figure 14b. Convert gray image to binary

Detection of defects and calculation of defect areas: Contour algorithm: Contour is the algorithm used in image processing to separate, extract objects, enabling the following processing to be accurate (Figure 14c).

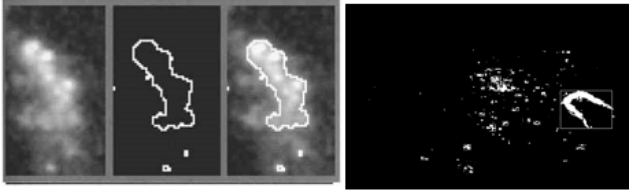


Figure 14c. Contour limit algorithm

Classification based on area of disability. Calculate approximately the area of a pixel.

Classification: Find the largest area of disability if the disability area is larger or the area of the disability is larger than the area where each disability area has a larger disability area than allowed, mangoes are removed (Figure 14d).

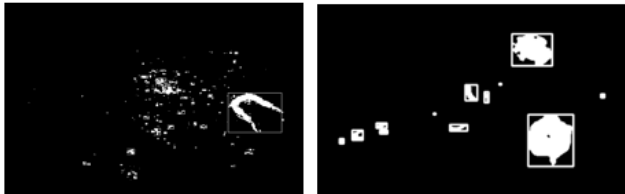


Figure 14d. Number of disability areas found

Results of measuring the actual size of a sample mango and the corresponding number of pixels (Figure 14e):

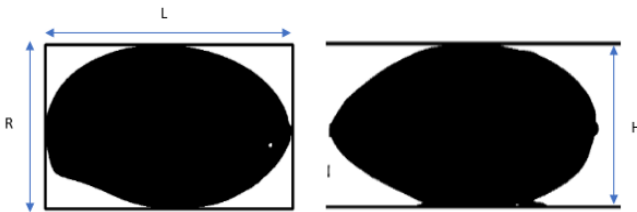


Figure 14e. Calculate approximately the area of a pixel

Length (L): 13.69 cm - 426 pixels

Width (R): 8.51 cm - 281 pixels

Height (H): 7.28 cm - 258 pixels

The above word calculates approximately the area of a pixel:
 $\frac{1369}{4260} \times \frac{851}{2810} = 0,09732 \text{ mm}^2$

Determine the area of the mango image obtained from the binary image (borders), determine the length, width and height from this image. Applying formula (1), (2) and Dependency equation between size and volume (3), we deduce the corresponding mango volume.

Each type of fruit has its own unique profile, and for each, they will correspond to a certain profile. Mango has the same common profile, quite similar to Elipson. With this method, we use the length and width of each mango to calculate the corresponding volume (Figure 15).

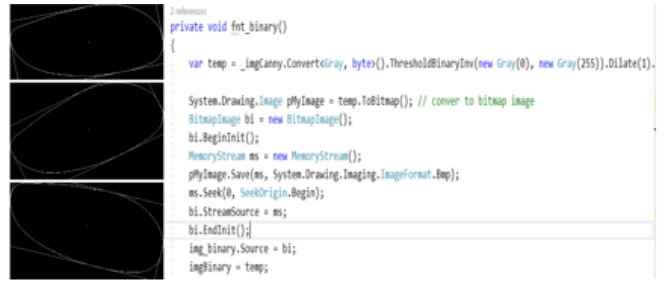


Figure 15. Image analysis determines mango contour to calculate volume

V. CONCLUSION

Calculated, designed to complete the mango classification system using computer vision combined with artificial intelligence. Calculated and established the equation for calculating the volume and volume of mango as well as initially identifying the image collected from mango to classify according to the bruises (damage) of mango (combining artificial intelligence). This is necessary because mango positioning in image processing will be very difficult in terms of calculations. From the mango classification system model using computer vision combined artificial intelligence can develop into a mango classification system using computer vision combined with large-scale artificial intelligence.

The development and application of image processing and computer vision systems in detecting fruit surface defects in the agricultural sector is growing. Monitoring and detection of defects are becoming an important issue in mango classification. Recognizing mango surfaces is an important indicator of the recognition of quality.

This study described the method and terminology of several of tolls that are used for image processing and analysis in sorting and classification of mangoes based on Artificial Intelligence. The digital image processing is required firstly to preprocess the data of mango images into a format from which features can be extracted, and secondly to extract and measure these features.

The fluctuation of mango fruit quality in the market is huge. The best harvesting time for fruit quality depends on many factors including Cat Hoa Loc mango and Cat Chu mango in Vietnam for the best quality when having density from 1.00 -1.02. Fruits are classified by machine vision techniques and artificial intelligence is more uniform in quality than the left harvest by age and market.

The mango images used in this study for sorting and blemish detection are obtained using a CCD camera. Once shape have been extracted from the mango profile images and applied to artificial neural network that is used to combine shape features to form volume estimates for the corresponding mango. Eventually, the features are to be combined to form a volume estimate of fruit from whose image they are extracted and measured.

In one of its simplest forms, function approximation is determination of a linear regression equation based on a set of data. This linear relationship is a model for between weight

and volume, since one would expect that the volume of mango would be directly proportional to its weight, because mango density is usually almost constant within a same quality. A model must be formed from knowledge of understanding of source of the data. As it is known that mango density increased with the volume, then the quality is better and the mango is sweet (Based on regression equation of weight and volume). ANN can be seen as a form of regression equation which can model arbitrary continuous functions where an explicit model relating the functional form of the output to the inputs is known. The first stage in the computer processing of the digital images from camera is to form separate image files of mangoes. This is necessary since locating the mango within the large image would be very computationally expensive. From these resized images, the grey-scale images are formed from the sum of the red and green bands less twice the blue band. Next, the grey-scale images are threshold to form binary images. The threshold value is simply found based on experiments for each type of mango (with reference to several image histograms). The mango images are calibrated for size by using images of ellipse.

When using artificial intelligence to determine the quality of mangoes including the components of mango fruit, we can classify them without affecting the bad value to the quality of mangoes, related to human health. Solving problems in mango classification system combining computer vision and artificial intelligence will help develop smart mango classification system with commercial scale.

REFERENCES

- [1] Chandra Sekhar Nandi, Bipan Tudu, and Chiranjib Koley, Computer Vision Based Mango Fruit Grading system, International conference on Innovative Engineering Technologies (ICIET'2014) Dec. 28-29, 2014 Bangkok Thailand.
- [2] Tomas U. Ganiron Jr. Size Properties of Mangoes using Image Analysis, International Association of Engineers (IAENG) South Kowloon, Hong Kong, International Journal of Bio-Science and Bio-Technology Vol.6, No.2 (2014), pp.31-42.
- [3] Emny Harna Yossya, Jhonny Pranataa, Tommy Wijayaa, Heri Hermawana, Widodo Budihartoa, Mango Fruit Sortation System using Neural Network and Computer Vision , 2nd International Conference on Computer Science and Computational Intelligence 2017, ICCSCI 2017, 13-14 October 2017, Bali, Indonesia.
- [4] Tajul Rosli B. Razak, Mahmud B. Othman, Mohd Nazari bin Abu Bakar, Khairul Adilah bt Ahmad4, Ab Razak Mansor, Mango Grading By Using Fuzzy Image Analysis, International Conference on Agricultural, Environment and Biological Sciences (ICAEB'S'2012) May 26-27, 2012 Phuket.
- [5] Mathieu Ngouajio, William Kirk, and Ronald Goldy, A Simple Model for Rapid and Nondestructive Estimation of Bell Pepper Fruit Volume, Hort Science 38(4): 509-511, 2003.
- [6] Ms. Seema Banot1, Dr. P.M. Mahajan, A Fruit Detecting and Grading System Based on Image Processing-Review, International Journal Of Innovative Research In Electrical, Electronics, Instrumentation And Control Engineering Vol. 4, Issue 1, January 2016.
- [7] Keyvan Asepour Vakilian, Jafar Massah, An Apple Grading System According To European Fruit Quality Standards Using Gabor Filter And Artificial Neural Networks, Scientific Study & Research Chemistry & Chemical Engineering, Biotechnology, Food Industry ISSN 1582-540X, 2016.
- [8] Jasmeen Gill1, Akshay Girdhar and Tejwant Singh, A Hybrid Intelligent System for Fruit Grading and Sorting, International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSSE).

- [9] Baohua Zhang, Wenqian Huang, Jiangbo Li, Chunjiang Zhao, Shuxiang Fan, Jitao Wu, Chengliang Liu, Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables, Food Research International 62 (2014) 326–343.
- [10] Amir Alipasandi, Hosein Ghaffari, Saman Zohrabi Alibeyglu, Classification of three Varieties of Peach Fruit Using Artificial Neural Network Assisted with Image Processing Techniques, International Journal of Agronomy and Plant Production. Vol., 4 (9), 2179-2186, 2013 ISSN 2051-1914 ©2013 VictorQuest Publications.
- [11] M. Khojastehnazhand, M. Omid and A. Tabatabaeef, Development of a lemon sorting system based on color and size, African Journal of Plant Science Vol. 4(4), pp. 122-127, April 2010 ISSN 1996-0824 ©.
- [12] M. Rokunuzzaman, and H. P. W. Jayasuriya, 2013, Development of a low cost machine vision system for sorting of tomatoes, Agric Eng Int: CIGR Journal, 15(1): 173-180.

AUTHORS



Nguyễn Trường Thịnh, thinhnt@hcmute.edu.vn, 0903675673. Dean of Faculty of Mechanical Engineering creates machines_Ho Chi Minh City University of Technology and Education.

Associate Professor. Ph.D, Senior lecturer, Main research areas: mechatronics.

The research projects in the fields of authors can be found on the search engines of the world science.



Nguyễn Đức Thông, ndthong@dthu.edu.vn,

0933211113. Lecturer in Physics Pedagogy - chemistry - biology_Dong Thap University.

Master of Science, Lecturer, Main research areas: mechanical engineering.

Studying a doctorate in mechatronics engineering at Ho Chi Minh City University of Technology and Education.



Huỳnh Thanh Công, htcong@hcmut.edu.vn,

0907747138. Dean of traffic engineering_Bach Khoa Ho Chi Minh City University.

Associate Professor. Ph.D, Senior lecturer, Main research areas: mechanical dynamics.

The research projects in the fields of authors can be found on the search engines of the world science.

Mango classification system based on machine vision and artificial intelligence

Nguyen Duc Thong, Nguyen Truong Think, Huynh Thanh Cong
and Nguyen Tran Thanh Phong

Abstract—Sorting and Classification of mango, there are different colors, weights, sizes, shapes and densities. Currently, classification based on the above features is being carried out mainly by manuals due to farmers' awareness of low accuracy, high costs, health effects and high costs, costly economically inferior. The internal quality of the mango such as sweetness, hardness, age, brittleness... is very important but is only estimated by external or human-perceived evaluation. Therefore, it is necessary to use artificial neural networks to solve this problem. This study was conducted on three main commercial mango species of Vietnam to find out the method of classification of mango with the best quality and accuracy. World studies of mango classification according to color, size, volume and almost done in the laboratory but not yet applied in practice. The quality assessment of mango fruit has not been resolved. Application of image processing technology, computer vision combined with artificial intelligence in the problem of mango classification or poor quality. The goal of the study is to create a system that can classify mangoes in terms of color, volume, size, shape and fruit density. The classification system using image processing incorporates artificial intelligence including the use of CCD cameras, C language programming, computer vision and artificial neural networks. The system uses the captured mango image, processing the split layer to determine the mass, volume and defect on the mango fruit surface. Especially, determine the density of mangoes related to its maturity and sweetness and determine the percentage of mango defects to determine the quality of mangoes for export and domestic or recycled mangoes.

Index Terms—The classification of mango; Sorting of Mangoes; Image processing technology; Artificial intelligence; Computer vision; Artificial neural networks.

I. INTRODUCTION

The process of grading mango in Vietnam and the world is being carried out mainly by the direct labor of farmers. In the process of surveying and accessing some agricultural classification systems, the mango classification system on the market is not available in Vietnam. So achieving low productivity, increasing costs. Surveying some of the currently used automatic

or semi-automatic agricultural classification systems can be designed and made into a mango classification system. Research and application of high-tech machinery in the process of producing agricultural products on the one hand reduce human labor, reduce costs, and otherwise meet high standards of food safety and hygiene in Processing in fastidious markets requires high quality.

The proportion of fruit is considered as a mature indicator of mango fruit. The ripe fruit is submerged in the water while the fruit is alive. Fruit with density greater than 1.00 are submerged in water due to high content of dry matter in the fruit, while fruits with density less than 1.00 are floating in the water.

$$\text{The fruit size index} = (\text{wide} * \text{thick}) / \text{long}$$

on Cat Hoa Loc mango (Vietnam) is strongly correlated with fruit density. Similarly, fruit density, dry matter weight and sugar content are correlated but not correlated with neutralizing acid. Analysis of quality criteria: Brix, dry weight, sugar content, starch content of live fruit, hardness measurement, density, color, fruit weight, sugar content, pH of fruit flesh to determine determine the best quality of mango.

Mango is a very sensitive agricultural product and can easily appear brown spots after being crushed during post-harvest handling, transportation and marketing. Testing of the fruit of this fruit used today cannot detect lesions at an early stage of adulthood and so far no automated tools are able to detect; studying the approaches and techniques to assess the quality of mango fruit, checking the surface of mango fruit with deep, wilting, spongy, deformed mangoes, ripening on mango fruit; application of image processing technology, computer vision combined with artificial intelligence in the problem of classifying mango fruit with or without quality.

Currently mangoes are classified by color, volume, size and shape. The quality of the mango fruit is only predicted by the eye of the classification and has not

been studied for application. Case studies of mango classification such as Machine vision-based maturity prediction system for harvested mango classification [1] proposed a machine-based system to classify mangoes by predicting levels maturity to replace manual classification system. Prediction of ripeness was made from video signals collected by a CCD camera placed above the mango conveyor belt. The recursive feature removal technique combined with the support-vector machine (SVM) classifier is used to identify the most relevant features of the original 27 selected features. Finally, optimal aggregation of the number of reduced features is obtained and used to classify mangoes into four different types according to maturity level; Tomas U. Ganiron Jr developed a size-based mango classification system using image analysis techniques [2]. This empirical study aims to develop an efficient algorithm to detect and classify mangoes. Using the obtained image, the features of the mango are extracted and used to determine the mango layer. The characteristics of the extracted mango are perimeter, area, roundness and defect rate; The mango classification system uses machine vision and Neural network [3] as a system that can classify ripe or unripe mangoes. The method used to carry out this study was split into several steps: object identification, algorithm development, implementation and evaluation. This system is implemented in C, Computer Vision and ANN (artificial neural networks) so that the system can detect the color of the ripe or unripe mangoes; The research team in Malaysia [4] proposed and implemented fuzzy logic algorithms and algorithms using digital image processing, predefined content analysis and statistical analysis to determine real estate export of local mangoes in Perlis - Malaysia. This study is to design and develop an efficient algorithm to detect and classify mangoes at 80% accuracy compared to human classification. All studies are mostly done in laboratories, with certain results in the exploitation of specific classification features, with a high classification result in color, volume and size. However, the quality of the mango has not been assessed, but it has been put into practical applications. The studies [6 - 12] mentioned the application of image processing and artificial neural networks with different treatments for fruits, vegetables, fruits and other foods and for certain results in research assist.

The study, design and manufacture of mango classification system to control and evaluate the quality of mango fruit (according to GAP standards) before being packaged and exported to the market: mangoes are harvested at the right level. ripening, size,

shape, eliminating fruits withered, deep, deformed. More specifically, "the application of computer vision and image processing technology combined with artificial intelligence to identify patterns and evaluate the quality of mango fruits" in order to enhance automation in agricultural production in our country.

II. METHODS AND TECHNIQUES USED TO STUDY

Apart from the characteristic color, weight, size, shape and bruises damaged to determine mango quality, the most important factor to determine mango quality is the proportion of mangoes. The proportion of mangoes is also understood as the maturity or age of mangoes, it is related to the date of harvest of mangoes. According to international standards, currently the proportion of mangoes ranging from 1.0 to 1.1 is the best quality mango. And currently this factor has not been studied because it is difficult to handle mangoes to determine the density, so this study will be mentioned to solve this problem.

The shooting process involves capturing a color image (RGB) and performing a depth measurement (D), which is combined in different ways to form other colors on a pixel, the intensity of Each color can vary from 0 to 255 and produce 16,777,216 different colors. Image sensors combined with depth sensors are located close to each other, allowing merging maps, producing 3D images. RGB-D image information is stored. The study was conducted through the following steps:

- 1) Identify research issues from the actual situation, survey how to classify mangoes at home and abroad. An overview of domestic and foreign studies, understanding the existing mango classification systems as well as a survey of the design and design of mango classification system.
- 2) Learn the local mango assessment and classification criteria. Develop classification methods, arrange classification stages accordingly based on actual surveys. Conduct an analysis of appropriate options, less error-prone methods and best results. Design classification model to meet the required objectives set.
- 3) Build algorithms, calculation methods so that the error is the lowest and the efficiency is the highest. Begin implementation of local design, manufacturing, empirical evaluation and testing.

III. VISION MACHINE FOR SORTING MANGOES

The mango classification system will handle features such as color, volume, size, shape, defects and especially the density of mangoes. When determining mango volume with Loadcell sensor, mangoes will be taken with 2 cameras in the shooting chamber with the appropriate light intensity from the light bulb. The shooting angles of the mango are random so that the mango fruit image is completely visible. The design of the mango conveyor belt must match the camera's shooting angles because otherwise the image will not take the mango position and process the image to classify the bruises as inaccurate. When conducting experiments, the first task is to design a mango classification model that includes components and operational structures based on the theory and principles of operation of each section and the combination of the distribution system species. The operation system is integrated to handle each stage and combination of stages to handle color, volume, size, shape, density and percentage of defects (Figure 1). The system to be built must include:

- 1) System with shooting chamber to process color images, find shape defects and calculate mango volume.
- 2) Loadcell system to calculate the weight of each mango.
- 3) The system has a wiper mechanism that eliminates unsatisfactory fruits, size, shape.
- 4) The system has a classification mechanism used to classify quality of mangoes into trade items.

Building the principle of operation of mango classification model using artificial intelligence: Conveyed mango fruit brought to the conveyor mounted on the conveyor. In the shooting chamber, there are two cameras for color image processing to find defects on the mango fruit surface such as: black spots, bruises, bruises, and shape defects such as waist, damaged broken, the fruit does not meet the color requirements, the shape will be eliminated, and the camera will also scan the mango fruit (length, width, height) to calculate the volume of the mango. After that, the mango fruit, which meets the requirements of color shape, will be taken to the second conveyor to conduct mass calculations. First, the harvested mangoes are cleaned by using a washing solution, then

sorted and sorted into commercial mangoes of different types, this is the current stage sorted by hand. Finally, the mangoes of each classification are packaged and transferred to customers.

Inspection Process

First, two images of front and back surfaces are acquired using two cameras. Second, check areas of the mango are found using segmentation modules, each specialised in detecting a different type of feature. Third, post processing is performed to remove false objects and combine areas that represents the same feature. Fourth, both object features and window features are extracted from each located area. Fifth, the features are passed to the neural networks and the outputs of these networks are then combined using the feature combination strategy to assign an overall class to each region. Finally, the mango is graded, using a set of rules, based on the feature type of each located region. An example of a grading table is shown in Table 1. The table shows for each grade, the number, type and size of defects that are permissible.

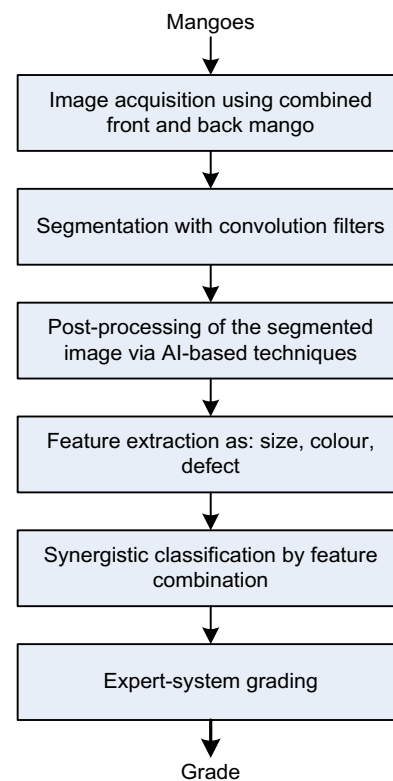


Figure 1. Mango sorting process and developed system for mango grading

TABLE I. THE MANGO IS GRADED FOR EACH GRADE, THE NUMBER, TYPE AND SIZE OF DEFECTS THAT ARE PERMISSIBLE

Size code	Standard range	Permission range (< 10 % each/package)	Error
A	From 200 to 350	From 180 to 425	112,5
B	From 351 to 550	From 251 to 650	150
C	From 551 to 800	From 426 to 925	187,5

This table can be easily converted into a rule-based expert system. For better results, fuzzy rules can be employed to emulate expert human graders more closely. The segmentation method adopted is based on standard image-processing functions and consists of three stages. Before segmentation, two images of the two surfaces being inspected is acquired using the image from above and beneath the mango. These images contain some features caused by classifications.

The mangoes are rarely perfect spheres, most mangoes are either long ($D < L$). A simple way to account for variation in mango shape is to use the ratio (R) of length to diameter: $R = L/D$. Corrected mango volume will, therefore, have the following equation [5]:

$$V_p = V_s + V_s (KR - 1) \quad (1)$$

Where V_p is the corrected mango volume, and K is a shape factor that varies with fruit type. After development and rearrangement of Eq. 1, the following equation is obtained:

$$V_p = 1.1D^2L\pi/6 \quad (2)$$

With D and L in cm and V_p in cm^3 .

All of the shape features apart from area are invariant to size, since they are measured from profile images normalised to unit area. Since none of the shape features shows any significant correlation with volume (as opposed to K), and since the effects of projection are small, any set of features from a profile image of a corresponding mango can be easily mapped to a new set of features corresponding to the same piece.

IV. USING NEURAL NETWORK TO PREDICT THE BRUX LEVEL OF MANGOES

Neural network is an algorithm that tries to mimic the brain which is a state of the art technique for many applications. After researching and examining on approximately 1000 mangoes (Table 2), we record and

summarize all of the necessary values which can significantly affect on the sweet level of the mangoes (brix level). Brix level is the percentage of solids present in the juice of a plant. These solids are mostly made up of sugar and minerals.

It is significant to use Principle component analysis (PCA) to decrease the dimension of the input from 4-dimension to 1-dimension so that we can easily plot the data for visualization. The new feature is called X_PCA (Figure 2).

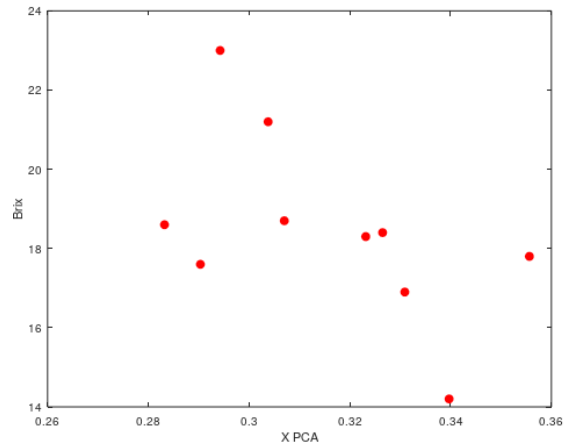


Figure 2. Brix level depends on X_PCA (mass, length, width and volume)

All of the factors affecting to the sweet level which can be considered as inputs of our neural network model such as mass, length, width and volume. It is also the first step in building a neural network: choosing the number of input units which should be 5 in this network.

The output will be the brix level (a raw number) which means it is the regression problem so the number of output unit is one. Besides, ReLU functions are applied for hidden layers and the final layer is linear because it is a regression problem.

Number of hidden layers is also the important problem in neural network. We varies the number of hidden layers and the number of units in hidden layers to find the most optimal value of the cost function. There is a recommendation that it should have the same number of units in every hidden layer. Randomly initiating the weights is required instead of zeros or ones vector like in linear regression or logistic regression initialization. Zeros or ones vector initialization can cause the unexpected equal in values of all units in hidden layers. An for random initialization of a 10x6 matrix is using the epsilon value. θ_init is the 10x6 random matrix.

$$\delta\theta = \theta * (2 * \epsilon) - \epsilon$$

with $\theta \in [-\varepsilon, \varepsilon]$ (3)

The next step is implementing the forward propagation to get to $h_{\theta}(x^{(i)})$ for any $x^{(i)}$. Then implement the cost function to see the error value (Figure 3).

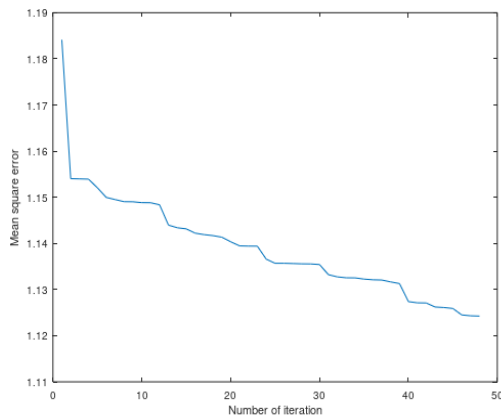


Figure 3. Cost function value per iteration

After that, implement the back propagation to compute the partial derivatives and use the method which is called gradient checking in order to confirm that the back propagation is running well.

$$\frac{\delta}{\delta\theta} \approx \frac{J(\theta + \varepsilon) - J(\theta - \varepsilon)}{2\varepsilon} \text{ with } \varepsilon = 10^{-4} \text{ (4)}$$

Finally, using the Adam optimizer and learning rate decay to minimize the cost function with the weights in theta. After tuning on training set and validation set to evaluate and find the optimal model, a network with 1 hidden layer with 10 nodes (Figure 4) is selected because of optimizing the speed and lowering the value of cost function.

The optimal neural network can predict the brix level of every mango based on its mass, length, width, volume with 98% accuracy on test set.

V. EXPERIMENTS AND DISCUSSIONS

Volume of mango using Camera – RGB:

Find size via Camera: Photos obtained from cameras are RGB color images we need to convert to gray images to manipulate more easily. In the model using additional shooting chamber to increase the ability to receive images and separate fonts more easily (Table 2).

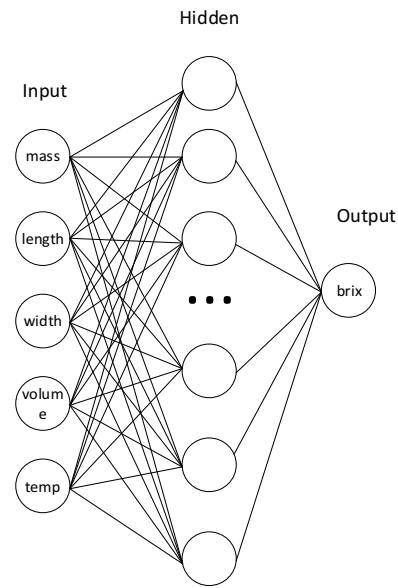


Figure 4. An optimal neural network for predicting mangoes brix level

First we know that in most mangoes there will be a certain color threshold. So we will adjust the threshold and begin to turn gray image so that the resulting image has background and mango are 2 separate color values. Here the topic threshold is set at 135, the threshold of mango ranges from 140-255. When we have the pixel size and also the size of the pixel, we just need to multiply it, we get the real size of the mango (Figure 5). Calculating mango volume: We rely on the dependent equation found in the method and the actual size found. Replace the equation to calculate the corresponding volume.

TABLE II. THE ERROR TABLE BETWEEN THE WEIGHT OF MANGOES CALCULATED BY THE EQUATION AND THE ACTUAL VOLUME

Order number	Actual volume	Volume calculated by equation	Error
1	410.4543	412.6726	-2.21827
2	469.9725	469.1009	0.8716
3	323.1496	321.4804	1.6692
4	551.0186	550.2169	0.8017
5	442.9044	441.2227	1.6817
6	432.1404	432.4907	-0.3507
7	451.4862	453.1468	-1.6604
8	399.6903	398.9014	0.7889
9	393.7589	395.3746	-1.6153
10	469.9725	469.9407	0.0318

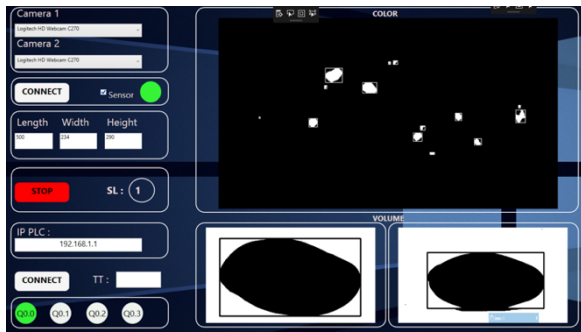


Figure 5. Results obtained after determining mango size

The result of mango volume is obtained by calculating statistical method by size using RGB Camera: Above Loadcell is arranged with an infrared sensor to detect objects. When the mango fruit goes to the sensor to return the signal to Visual, at the same time, the bottom Loadcell also weighs the value of the mango at 10ms. The result is taken into Excel to calculate, we see the relationship between the two original mass quantities and the weight on the conveyor have linear relationship with the first equation (Figure 6):

$$"y = a.x + b"$$

In which: y is the volume of mango fruit to be calculated

x is the weight of the weight when weighing the conveyor

a, b is the coefficient

coefficients a and b are determined by SLOPE functions (find coefficient a), INTERCEPT (find coefficient b). Order to determine:

$$a = \text{SLOPE} (y \text{ values, } x \text{ values}) = 1.060952497$$

$$b = \text{INTERCEPT} (y \text{ values, } x \text{ values}) = 63.01837755$$

$$\text{The equation to look for: } y = 1,060952497.x + 63,01837755 \quad (5)$$

From the newly found equation, we build the block in the PLC to calculate the exact volume. We have wrong results (Table 3):

Average error of acceptable errors: Reasonable equation.

In particular, when determining the mass, volume and density of computation compared to the original elements of mango and comparison chart, we get quite stable and acceptable results Figure 8 (units of dimension of mango are mm, volume is ml).

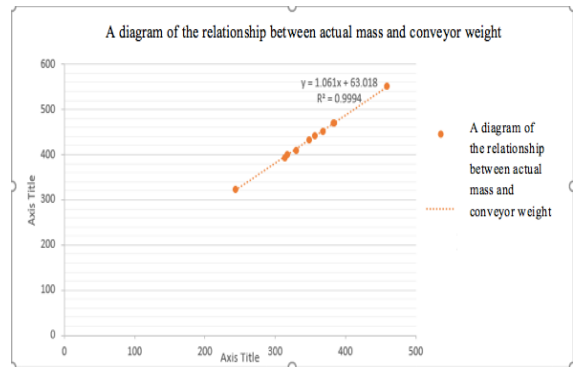


Figure 6. Chart of relationship between actual weight and conveyor weight

First experiment on mangoes with actual results as follows:

First, convert RGB color image to gray level image: RGB color model, using additional models in which red, green and blue light are combined together in many different ways to form other colors on a pixel, the intensity of each color can change from 0 to 255 and create 16,777,216 different colors. To convert RGB images to grayscale images using functions in OpenCvSharp: Cv2.cvtColor (); (Figure 7a).

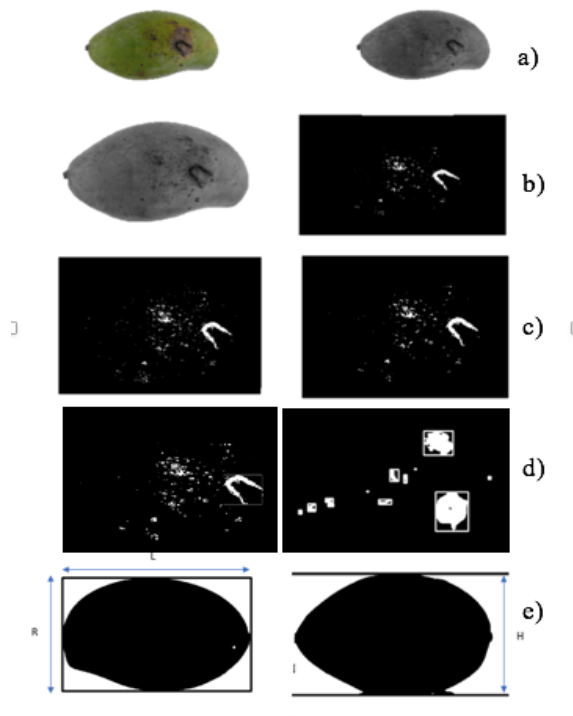


Figure 7. Image processing process to calculate mango volume

Image segmentation: Image binary is the process of converting gray images into binary images. Binary images are images where the values of pixels are

represented only by two values: 0 (Black) and 255 (White) (Figure 7b).

Detection of defects and calculation of defect areas: Contour algorithm: Contour is the algorithm used in image processing to separate, extract objects, enabling the following processing to be accurate (Figure 7c).

Classification based on area of disability. Calculate approximately the area of a pixel.

Classification: Find the largest area of disability if the disability area is larger or the area of the disability is larger than the area where each disability area has a larger disability area than allowed, mangoes are removed (Figure 7d).

Results of measuring the actual size of a sample mango

and the corresponding number of pixels (Figure 7e):

Length (L): 13.69 cm - 426 pixels

Width (R): 8.51 cm - 281 pixels

Height (H): 7.28 cm - 258 pixels

The above word calculates approximately the area of a pixel: $\frac{1369}{4260} \times \frac{851}{2810} = 0,09732 \text{ mm}^2$

Determine the area of the mango image obtained from the binary image (borders), determine the length, width and height from this image. Applying formula (1), (2) and Dependency equation between size and volume (5), we deduce the corresponding mango volume.

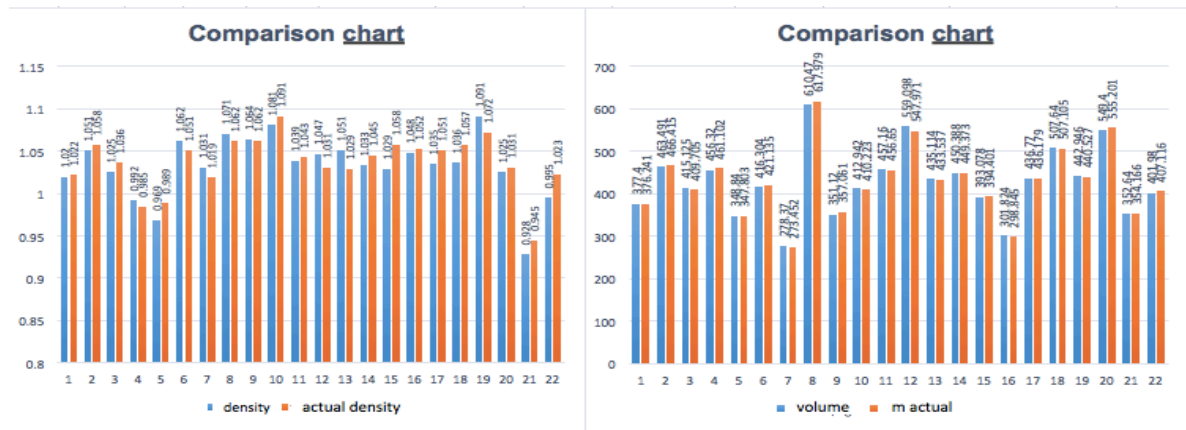


Figure 8. Chart comparison between volume, density calculations than the real factors

Here the input variable is the size of the mango and the output variable will be the corresponding mango volume (Table 4). The result is:

TABLE IV. TABLE OF DEPENDENT EQUATION PARAMETERS (SNAPSHOT)

		Coefficients ^a			t	Sig.
Model		Unstandardized Coefficients	Std. Error	Standardized Coefficients		
		B		Beta		
1	(Constant)	-1000.959	62.866		-15.922	.000
	Length (mm)	3.249	.352	.452	9.237	.000
	Width (mm)	2.956	1.399	.170	2.113	.041
	Height (mm)	10.155	1.491	.516	6.812	.000

a. Dependent Variable: Volume (ml)

Dependent equation between size and volume:

$$\text{Volume} = 3.249 * \text{length} + 2.956 * \text{width} + 10.155 * \text{height} - 1000.959 \quad (6)$$

From Figure 8, we have Mean mean close to 0, the standard deviation is 0.963 close to 1, so it can be said that the remainder distribution is approximately

standard. Therefore, it can be concluded that the normal distribution of the remainder is not violated.

And from Figure 9 and figure 10, we see that the distribution points in the distribution of the remainder are concentrated into one diagonal, thus, assuming the normal distribution of the remainder is not violated.

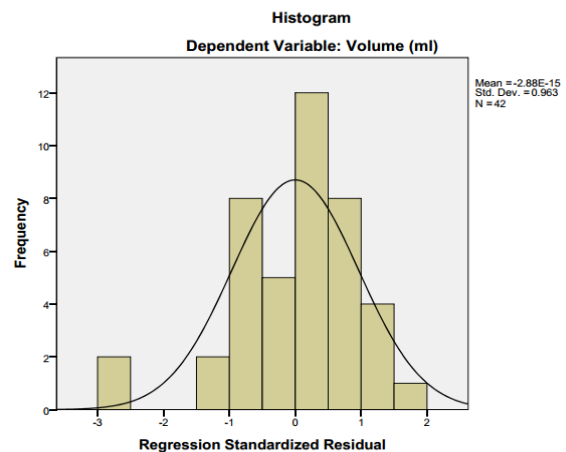


Figure 9. Frequency diagram of the standardization of Histogram

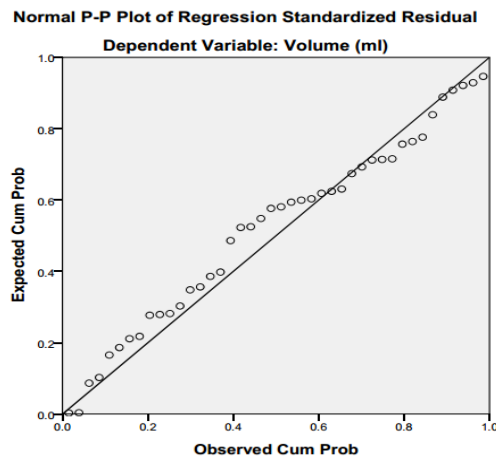


Figure 10. Normal P-P balance diagram

VI. CONCLUSION

This study described the method and terminology of several of tools that are used for image processing and analysis in sorting and classification of mangoes based on Artificial Intelligence. The digital image processing is required firstly to preprocess the data of mango images into a format from which features can be extracted, and secondly to extract and measure these features.

The fluctuation of mango fruit quality in the market is huge. The best harvesting time for fruit quality depends on many factors including Cat Hoa Loc mango and Cat Chu mango in Vietnam for the best quality when having density from 1.00 -1.02. Fruits are classified by machine vision techniques and artificial intelligence is more uniform in quality than the left harvest by age and market.

The mango images used in this study for sorting and blemish detection are obtained using a CCD camera. Once shape have been extracted from the mango profile images and applied to artificial neural network that is used to combine shape features to form volume estimates for the corresponding mango. The testing method used on ANN and other function approximation methods are explained in this paper.

Eventually, the features are to be combined to form a volume estimate of fruit from whose image they are extracted and measured.

In one of its simplest forms, function approximation is determination of a linear regression equation based on a set of data. This linear relationship is a model for between weight and volume, since one would expect that the volume of mango would be directly proportional to its weight, because mango density is usually almost constant within a same quality. A model must be formed

from knowledge of understanding of source of the data. As it is known that mango density increased with the volume, then the quality is better and the mango is sweet (Based on regression equation of weight and volume). ANN can be seen as a form of regression equation which can model arbitrary continuous functions where an explicit model relating the functional form of the output to the inputs is known. The first stage in the computer processing of the digital images from camera is to form separate image files of mangoes. This is necessary since locating the mango within the large image would be very computationally expensive. From these resized images, the grey-scale images are formed from the sum of the red and green bands less twice the blue band. Next, the grey-scale images are threshold to form binary images. The threshold value is simply found based on experiments for each type of mango (with reference to several image histograms). The mango images are calibrated for size by using images of ellipse.

When using artificial intelligence to determine the quality of mangoes including the components of mango fruit, we can classify them without affecting the bad value to the quality of mangoes, related to human health. Solving problems in mango classification system combining computer vision and artificial intelligence will help develop smart mango classification system with commercial scale.

REFERENCES

- [1] Chandra Sekhar Nandi, Bipan Tudu, and Chiranjib Koley, Computer Vision Based Mango Fruit Grading system, International conference on Innovative Engineering Technologies (ICIET'2014) Dec. 28-29, 2014 Bangkok Thailand.
- [2] Tomas U. Ganiron Jr. Size Properties of Mangoes using Image Analysis, International Association of Engineers (IAENG) South Kowloon, Hong Kong, International Journal of Bio-Science and Bio-Technology Vol.6, No.2 (2014), pp.31-42.
- [3] Emny Harna Yossya, Jhonny Pranataa, Tommy Wijayaa, Heri Hermawana, Widodo Budihartoa, Mango Fruit Sortation System using Neural Network and Computer Vision , 2nd International Conference on Computer Science and Computational Intelligence 2017, ICCSCI 2017, 13-14 October 2017, Bali, Indonesia.
- [4] Tajul Rosli B. Razak, Mahmod B. Othman, Mohd Nazari bin Abu Bakar, Khairul Adilah bt Ahmad4, Ab Razak Mansor, Mango Grading By Using Fuzzy Image Analysis, International Conference on Agricultural, Environment and Biological Sciences (ICAEB'S'2012) May 26-27, 2012 Phuket.
- [5] Mathieu Ngouajio, William Kirk, and Ronald Goldy, A Simple Model for Rapid and Nondestructive Estimation of Bell Pepper Fruit Volume, Hort Science 38(4): 509-511, 2003.
- [6] Ms. Seema Banot1, Dr. P.M. Mahajan, A Fruit Detecting and Grading System Based on Image Processing-Review, International Journal Of Innovative Research In Electrical, Electronics, Instrumentation And Control Engineering Vol. 4, Issue 1, January 2016.

- [7] Keyvan Asefpour Vakilian, Jafar Massah, An Apple Grading System According To European Fruit Quality Standards Using Gabor Filter And Artificial Neural Networks, Scientific Study & Research Chemistry & Chemical Engineering, Biotechnology, Food Industry ISSN 1582-540X, 2016.
- [8] Jasmeen Gill, Akshay Girdhar and Tejwant Singh, A Hybrid Intelligent System for Fruit Grading and Sorting, International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSSE).
- [9] Baohua Zhang, Wenqian Huang, Jiangbo Li, Chunjiang Zhao, Shuxiang Fan, Jitao Wu, Chengliang Liu, Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables, Food Research International 62 (2014) 326–343.
- [10] Amir Alipasandi, Hosein Ghaffari, Saman Zohrabi Alibeyglu, Classification of three Varieties of Peach Fruit Using Artificial Neural Network Assisted with Image Processing Techniques, International Journal of Agronomy and Plant Production. Vol., 4 (9), 2179-2186, 2013 ISSN 2051-1914 ©2013 VictorQuest Publications.
- [11] M. Rokunuzzaman, and H. P. W. Jayasuriya, 2013, Development of a low cost machine vision system for sorting of tomatoes, Agric Eng Int: CIGR Journal, 15(1): 173-180.
- [12] Guttormsen et.al., A Machine Vision System for Robust Sorting of Herring Fractions, Food and Bioprocess Technology, pp. 1893-1900, 9(11), 2016.

AUTHORS



Nguyễn Trường Thịnh, thinht@hcmute.edu.vn, 0903675673. Dean of Faculty of Mechanical Engineering creates machines_Ho Chi Minh City University of Technology and Education.

Associate Professor. Ph.D, Senior lecturer, Main research areas: mechatronics.

The research projects in the fields of authors can be found on the search engines of the world science.



Nguyễn Đức Thông, ndthong@dthu.edu.vn,

0933211113. Lecturer in Physics Pedagogy - chemistry - biology_Dong Thap University.

Master of Science, Lecturer, Main research areas: mechanical engineering.

Studying a doctorate in mechatronics engineering at Ho Chi Minh City University of Technology and Education.



Huỳnh Thanh Công, htcong@hcmut.edu.vn,

0907747138. Dean of traffic engineering_Bach Khoa Ho Chi Minh City University.

Associate Professor. Ph.D, Senior lecturer, Main research areas: mechanical dynamics.

The research projects in the fields of authors can be found on the search engines of the world science.



Nguyễn Trần Thanh Phong, nttp Phong2412@gmail.com

0964606425. 4th year student, Ho Chi Minh City University of Technology and Education. Main research areas: mechatronics.

Sorting and Classification of Mangoes based on Artificial Intelligence

Nguyen Truong Thinh, Nguyen Duc Thong, and Huynh Thanh Cong

Abstract—For each type of mango, there are different colors, weights, sizes, shapes and densities. Currently, classification based on the above features is being carried out mainly by manuals due to farmers' awareness of low accuracy, high costs, health effects and high costs, costly economically inferior. This study was conducted on three main commercial mango species of Vietnam as Cat Chu, Cat Hoa Loc and Statue of green skin to find out the method of classification of mango with the best quality and accuracy. Research on mango classification based on the color and volume being conducted does not meet the quality of commercial mangoes and the accuracy is not high. Therefore, a method of mango classification is most effective. In this study, we have proposed and implemented methods, using algorithms to analyze the content combining statistical methods based on image processing techniques to identify commercial mangoes in Vietnam. The main content of this study is to develop an efficient algorithm to design mango classification system with high quality and accuracy. The goal of the study is to create a system that can classify mangoes in terms of color, volume, size, shape and fruit density. The classification system using image processing incorporates artificial intelligence including the use of CCD cameras, C language programming, computer vision and artificial neural networks. The system uses the captured mango image, processing the split layer to determine the mass, volume and defect on the mango fruit surface. Determine the percentage of mango defects to determine the quality of mangoes for export and domestic or recycled mangoes. This article is about the development of an automatic mango classification system to control and evaluate mango quality before packaging and exporting to the market. It is in the research, design and fabrication of mango classification model and the completion of an automatic mango classification system using image processing technology combining artificial intelligence.

Index Terms—Fruit classification, mango sorting, image processing, artificial intelligence, computer vision.

I. INTRODUCTION

The process of grading mango in Vietnam and the world is being carried out mainly by the direct labor of farmers. The methods used by farmers and distributors to classify agricultural products are through traditional quality testing with time-consuming and less efficient observations or some types of machines dedicated and result in low productivity, high cost, sorting out different types of mangoes is relatively costly. Research and application of high-tech machinery in

the process of producing agricultural products on the one hand reduce human labor, reduce costs, and otherwise meet high standards of food safety Processing in difficult markets requires high quality is essential. The application of automation in agriculture especially in the production and processing of agricultural products is extremely necessary. World studies of mango classification according to color, size, volume and almost done in the laboratory but not yet applied in practice. The quality assessment of mango fruit has not been resolved. So it is necessary to study image processing techniques; collect and build a database of photos of some types of mangoes in Vietnam; studying mango quality approaches and techniques, examining mango surfaces that are deep, withered, porous, deformed mangoes, ripening on mango fruit; application of image processing technology, computer vision combined with artificial intelligence in the problem of mango classification or poor quality. The design of high-quality mango classification system based on image processing technology, computer vision combines artificial intelligence effectively in accordance with the development situation of agricultural machines today.

Currently mangoes are classified by color, volume, size and shape. The quality of the mango fruit is only predicted by the eye of the classification and has not been studied for application. Case studies of mango classification such as Machine vision-based maturity prediction system for harvested mango classification [1] proposed a machine-based system to classify mangoes by predicting levels maturity to replace manual classification system. Prediction of ripeness was made from video signals collected by a CCD camera placed above the mango conveyor belt. The recursive feature removal technique combined with the vector-based support (SVM) classifier is used to identify the most relevant features of the original 27 selected features. Finally, optimal aggregation of the number of reduced features is obtained and used to classify mangoes into four different types according to maturity level; Tomas U. Ganiron Jr developed a size-based mango classification system using image analysis techniques [2]. This empirical study aims to develop an efficient algorithm to detect and classify mangoes. Using the obtained image, the features of the mango are extracted and used to determine the mango layer. The characteristics of the extracted mango are perimeter, area, roundness and defect rate; The mango classification system uses machine vision and Neural network [3] as a system that can classify ripe or unripe mangoes. The method used to carry out this study was split into several steps: object identification, algorithm development, implementation and evaluation. This system is implemented in C, Computer Vision and ANN (artificial neural networks) so that the system can detect the color of the ripe or unripe mangoes; The research team in Malaysia [4]

Manuscript received April 9, 2019; revised December 11, 2019.

Nguyen Truong Thinh is with the Ho Chi Minh City University of Technology and Education, Ho Chi Minh City, Vietnam (e-mail: tinhnt@hcmute.edu.vn).

Nguyen Duc Thong is with Dong Thap University, Vietnam (e-mail: ndthong@dthu.edu.vn).

Huynh Thanh Cong is with Vietnam National University, Ho Chi Minh City, Vietnam (e-mail: htcong@vnuhcm.edu.vn).

proposed and implemented fuzzy logic algorithms and algorithms using digital image processing, predefined content analysis and statistical analysis to determine real estate export of local mangoes in Perlis - Malaysia. This study is to design and develop an efficient algorithm to detect and classify mangoes at 80% accuracy compared to human classification. All studies are mostly done in laboratories, with certain results in the exploitation of specific classification features, with a high classification result in color, volume and size. However, the quality of the mango has not been assessed, but it has been put into practical applications. The studies [6]-[12] mentioned the application of image processing and artificial neural networks with different treatments for fruits, vegetables, fruits and other foods and for certain results in research assist.

II. CHARACTERISTICS OF MANGOES

Mango is a tropical fruit tree, ripe mango is yellow or green attractive, sweet and sour, delicious smell. Ripe mangoes are eaten fresh, canned, juice, jam, ice cream, dried for domestic consumption or export. Regarding the volume of mangoes, depending on the type of commercial mango, the volume of mango is prescribed according to the international standard (Table I). In addition, depending on the type of market, each region where the volume of mango can be accepted. In terms of size, mango shape is also strictly regulated. The basic mango is considered in the left volume, calculated for the length, width and height of the mango. The roundness of the fruit is considered when most mangoes are in elliptical form.

Bruising or damaged bruises on mangoes often appear on all sides of the mango stem, often appearing and more pronounced than in the left stalk. Depending on the level or percentage of damage on the fruit, it is arranged according to the quality standards of mango, strictly regulated by international standards. This is an important feature of mangoes in the classification process to make their classification.

In addition to mango bruises to determine mango quality, the most important factor to determine mango quality is the proportion of mangoes. The proportion of mangoes is also understood as the maturity or age of mangoes, it is related to the date of harvest of mangoes. According to international standards, currently the proportion of mangoes ranging from 1.0 to 1.1 is the best quality mango. And currently this factor has not been studied because it is difficult to handle mangoes to determine the density, so this study will be mentioned to solve this problem.

In Vietnam, mango has many types such as Cat Chu, Cat Hoa Loc, Statue of green skin... Commercial mangoes have different colors, volumes, sizes or shapes, classified into categories I, II, III and Size (A, B, C) is determined by fruit weight by Table I (According to Globalgap standards). More important is the ripeness and density of mangoes because this is a decisive factor to the ability of mango products to be consumed and this is a complex and difficult classification problem for mango today.

The characteristics and quality of mangoes are expressed in color, volume, size, shape and density of fruit. The minimum requirement of mangoes for all types, apart from

specific regulations and allowable tolerances, mangoes must be: Integrity, firmness, fresh code outside, there are no more disabled fruits allowed; Clean, almost no impurities can be seen with the naked eye, no dark spots, necrosis, no bruises; Almost undamaged by insects, no damage due to low temperature; Do not suffer from abnormal dampness outside the skin, tasteless, scentless; Fully developed and properly matured; If the fruit is stalked, the stalk length should not exceed 1.0 cm. Quality tolerances: Class I is 5% of the quantity or volume of mangoes that do not meet the requirements of this category, but meet the requirements of category II or within the permitted range of that category. Class II is 10% of the quantity or volume of fruit that does not meet the requirements of this category, but meets the requirements of category III or within the permitted range of that category. Class III is 10% by volume or volume of mango fruit that do not meet the requirements of this category or minimum requirement, except for unused fruits due to rotting, bruising or quality loss.

Determine the weight of mango we use Loadcell sensor placed on the input conveyor. Here the system will classify mango according to the volume of each selected mango variety. To determine color, size, shape as well as volume and percentage damage mango we use mango camera and application of image processing technology. The shooting process involves capturing a color image (RGB) and performing a depth measurement (D), which is combined in different ways to form other colors on a pixel, the intensity of Each color can vary from 0 to 255 and produce 16,777,216 different colors. Image sensors combined with depth sensors are located close to each other, allowing merging maps, producing 3D images. RGB-D image information is stored. With the distance from the camera to the conveyor is constant, the real size of the length, width, and height of the mango is measured by clamp. Then count the number of pixels corresponding to each of these dimensions. We choose 1280 × 960 pixels, 12 frames per second and 640 × 480 pixels, taking 30 frames per second to handle mango volume and defect detection.

III. VISION MACHINE FOR SORTING MANGOES

The mango classification system will handle features such as color, volume, size, shape, defects and especially the density of mangoes. When determining mango volume with Loadcell sensor, mangoes will be taken with 2 cameras in the shooting chamber with the appropriate light intensity from the light bulb. The shooting angles of the mango are random so that the mango fruit image is completely visible. The design of the mango conveyor belt must match the camera's shooting angles because otherwise the image will not take the mango position and process the image to classify the bruises as inaccurate. When conducting experiments, the first task is to design a mango classification model that includes components and operational structures based on the theory and principles of operation of each section and the combination of the distribution system. species. The operation system is integrated to handle each stage and combination of stages to handle color, volume, size, shape, density and percentage of defects. The system to be built must include:

- 1) System with shooting chamber to process color images, find shape defects and calculate mango volume.
- 2) Loadcell system to calculate the weight of each mango.
- 3) The system has a wiper mechanism that eliminates unsatisfactory fruits, size, shape.
- 4) The system has a classification mechanism used to classify quality of mangoes into trade items.

Building the principle of operation of mango classification model using artificial intelligence: Conveyed mango fruit brought to the conveyor mounted on the conveyor. In the shooting chamber, there are two cameras for color image processing to find defects on the mango fruit surface such as: black spots, bruises, bruises, and shape defects such as waist, damaged broken, the fruit does not meet the color requirements, the shape will be eliminated, and the camera will also scan the mango fruit (length, width, height) to calculate the volume of the mango. After that, the mango fruit, which meets the requirements of color shape, will be taken to the second conveyor to conduct mass calculations (Fig. 1).

First, the harvested mangoes are cleaned by using a washing solution, then sorted and sorted into commercial mangoes of different types, this is the current stage sorted by hand. Finally, the mangoes of each classification are packaged and transferred to customers (Fig. 2).

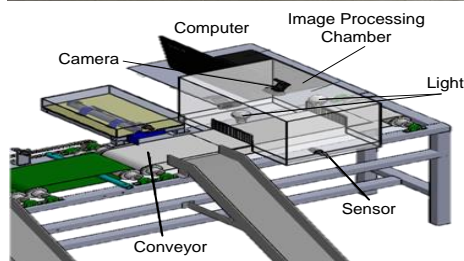
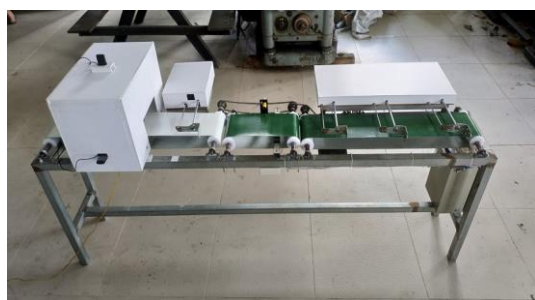


Fig. 1. Laboratory testbed.

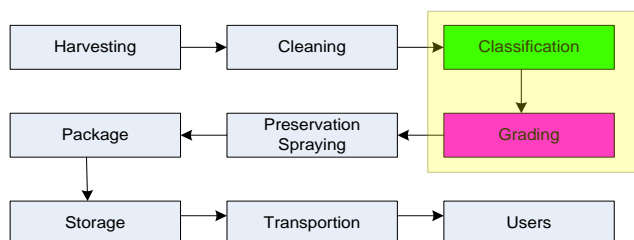


Fig. 2. Mango sorting process.

A. Inspection Process

The inspection routine developed is illustrated in Fig. 3. First, two images of front and back surfaces are acquired using two cameras. Second, check areas of the mango are found using segmentation modules, each specialised in detecting a different type of feature. Third, post processing is performed to remove false objects and combine areas that

represents the same feature. Fourth, both object features and window features are extracted from each located area. Fifth, the features are passed to the neural networks and the outputs of these networks are then combined using the feature combination strategy to assign an overall class to each region. Finally, the mango is graded, using a set of rules, based on the feature type of each located region. An example of a grading table is shown in Table I. The table shows for each grade, the number, type and size of defects that are permissible.

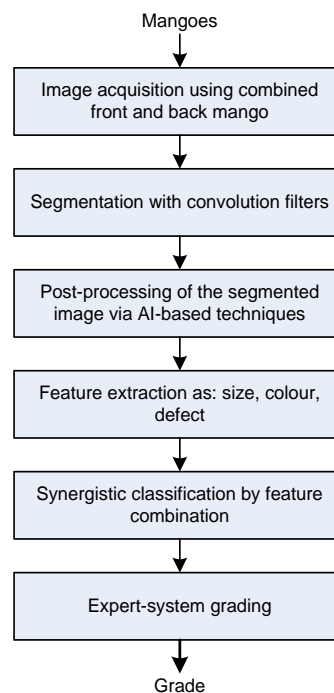


Fig. 3. Developed system for mango grading.

This table can be easily converted into a rule-based expert system. For better results, fuzzy rules can be employed to emulate expert human graders more closely. The segmentation method adopted is based on standard image-processing functions and consists of three stages. Before segmentation, two images of the two surfaces being inspected is acquired using the image from above and beneath the mango. These images contain some features caused by classifications.

The mangoes are rarely perfect spheres, most mangoes are either long ($D < L$). A simple way to account for variation in mango shape is to use the ratio (R) of length to diameter: $R = L/D$. Corrected mango volume will, therefore, have the following equation [5]:

$$V_p = V_s + V_s (KR - 1) \quad (1)$$

where V_p is the corrected mango volume, and K is a shape factor that varies with fruit type. After development and rearrangement of Eq. 1, the following equation is obtained:

$$V_p = 1.1D^2L\pi/6 \quad (2)$$

With D and L in cm and V_p in cm^3 .

All of the shape features apart from area are invariant to size, since they are measured from profile images normalised to unit area. Since none of the shape features shows any significant correlation with volume (as opposed to K), and since the effects of projection are small, any set of features

from a profile image of a corresponding mango can be easily mapped to a new set of features corresponding to the same piece.

TABLE I: THE MANGO IS GRADED FOR EACH GRADE, THE NUMBER, TYPE AND SIZE OF DEFECTS THAT ARE PERMISSIBLE

Size code	Standard range	Permission range (< 10 % each/package)	Error
A	From 200 to 350	From 180 to 425	112,5
B	From 351 to 550	From 251 to 650	150
C	From 551 to 800	From 426 to 925	187,5

IV. EXPERIMENTS AND DISCUSSIONS

The shape of mango is complex and difficult to calculate its volume. The model derived from equation for the volume of a mango is a problem to use. It uses both mango diameter and length as input variables and the value of the shape coefficient (K) can be considered equal to one or more. The mango used had:

Actual weight of mango: $m = m1 + m2$

where: - $m1$ is the mass fraction that is lost due to elastic force (equal to the tension of the conveyor belt at the time of consideration), $m2$: the volume that the loadcell reads.

Suppose the conveyor is evenly stretched with elastic force:

$F_{dh} = K \cdot \Delta l$; With K (N / mm) is the elastic coefficient: $K = \frac{ES}{l_0}$

In which: E is the elastic modulus of the conveyor;

S is the conveyor section; l_0 conveyor belt length considered

Δl mm is the extension of the conveyor. At the time the conveyor is running smoothly at velocity v (mm / s).

When there is a load (mango), the conveyor falls down a segment a . We consider the conveyor at point D tangent to the mango (Fig. 4).

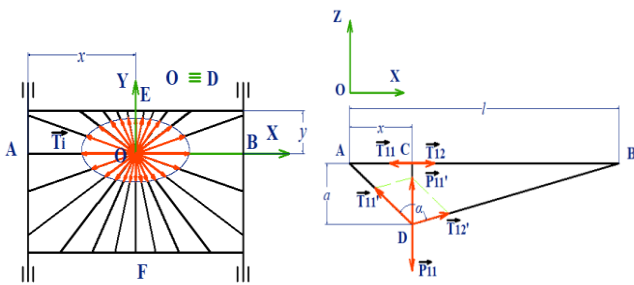


Fig. 4. Force analysis for mango volume calculation.

According to the law of Newton 2 we have:

$$\vec{P}_1 + \sum_{i=1}^n \vec{T}_i = 0;$$

I analyze: $\sum_{i=1}^n \vec{T}_i = \sum_{i=1}^n \vec{T}_{Oxz} + \sum_{i=1}^n \vec{T}_{Oyz}$

Consider the Oxz axis: Assuming there is no load at first (mango), the conveyor is stretched to 1 section Δl by conveyor traction $F_k = F_{dh} = T = K \Delta l$; With T (N) is the tension at B when the conveyor runs at speed v (mm / s);

$F_k = \frac{1000 \cdot P}{v}$ (N); With $P(w)$ capacity B axis; $P = \frac{P_{dc}}{\eta_x \eta_{ol}}$; To

choose $\eta_x = 0.97$; $\eta_x = 0.99$

Since the conveyor is evenly stretched, we consider at point C is 1 paragraph x away from A, then the elastic force is F_{dh1}, F_{dh2} : $F_{dh1} = F_{dh2}$

With: $F_{dh1} = T_{11} = K_1 \Delta l_1$;

$F_{dh2} = T_{12} = K_2 \Delta l_2$

$K_1 = K \cdot \frac{l_0}{l_{01}}$; $K_2 = K \cdot \frac{l_0}{l_{02}}$

$\Delta l_1 = x - l_{01}$; $\Delta l_2 = l - x - l_{02}$;

$l_{01} + l_{02} = l_0 = l - \Delta l = l - \frac{F_k}{K}$ (mm)

$$\Rightarrow \begin{cases} K_1 \Delta l_1 - K_2 \Delta l_2 = 0 \\ l_{01} + l_{02} = l_0 \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} (l-x)l_{01} - xl_{02} = 0 \\ l_{01} + l_{02} = l_0 \end{cases}$$

$$\Rightarrow l_{01} = \frac{xl_0}{l}; l_{02} = \frac{(l-x)l_0}{l}$$

$$\Rightarrow K_1 = K \cdot \frac{l}{x}; K_2 = K \cdot \frac{l}{l-x}$$

$$\Rightarrow \Delta l_1 = x - \frac{x(l - \frac{F_k}{K})}{l} \text{ (mm);}$$

$$\Rightarrow \Delta l_2 = l - x - \frac{(l-x)(l - \frac{F_k}{K})}{l} \text{ (mm);}$$

Once there is a load (mango fruit). Suppose the loadcell is 1 paragraph a (mm) from the conveyor. Then position C becomes D as the conveyor stretches $T_1' T_2'$ and stretches $\Delta l_1' \Delta l_2'$; With $T_1' = K_1 \Delta l_1'$; $T_2' = K_2 \Delta l_2'$; α is the right angle by $T_1' \nu \Delta T_2'$.

Consider balance at the point D:

$$\vec{P}_{11} = \vec{T}_{11}' + \vec{T}_{12}'$$

By cosine theorem we have: $P_{11}^2 = T_{11}'^2 + T_{12}'^2 + 2T_{11}' T_{12}' \cos(\alpha)$

$$\begin{aligned} \rightarrow P_{11}^2 &= K^2 \cdot \left[\left(\frac{l}{x} \left(\sqrt{x^2 + a^2} - \frac{x(l - \frac{F_k}{K})}{l} \right) \right)^2 + \left(\frac{l}{l-x} \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \left(\sqrt{(l-x)^2 + a^2} - \frac{(l-x)(l - \frac{F_k}{K})}{l} \right) \right)^2 \right. \\ &\quad \left. + 2 \cdot \left(\frac{l}{x} \left(\sqrt{x^2 + a^2} - \frac{x(l - \frac{F_k}{K})}{l} \right) \right) \cdot \left(\frac{l}{l-x} \left(\sqrt{(l-x)^2 + a^2} - \right. \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \left. \frac{(l-x)(l - \frac{F_k}{K})}{l} \right) \right) \cdot \frac{x^2 + a^2 - xl}{\sqrt{x^2 + a^2} \cdot \sqrt{(l-x)^2 + a^2}} \right] \end{aligned}$$

With $\cos(\alpha) = \frac{x^2 + a^2 - xl}{\sqrt{x^2 + a^2} \cdot \sqrt{(l-x)^2 + a^2}}$; $\Delta l_1' = AC - l_{01}$;

$$\Delta l_2' = BC - l_{02}; \rightarrow m_{11} = \frac{P_{11}}{g} \cdot 1000 \text{ (g)}$$

For all; K ; F ; a fixed we always have the dependence of m on x according to the following graph (Fig. 5).

For convenience, the results of the volume estimation methods developed in this study are repeated here. This includes error and associated confidence statistics for each of the volume estimation methods. Table I gives the results of linear volume estimation methods (Table II).

First, convert RGB color image to gray level image: RGB color model, using additional models in which red, green and blue light are combined together in many different ways to form other colors on a pixel, the intensity of each color can change from 0 to 255 and create 16,777,216 different colors. To convert RGB images to grayscale images using functions in OpenCvSharp: $Cv2.cvtColor()$; (Fig. 6a).

Image segmentation: Image binary is the process of converting gray images into binary images. Binary images are images where the values of pixels are represented only by two values: 0 (Black) and 255 (White) (Fig. 6b).

Detection of defects and calculation of defect areas: Contour algorithm: Contour is the algorithm used in image processing to separate, extract objects, enabling the following processing to be accurate (Fig. 6c).

Classification based on area of disability. Calculate approximately the area of a pixel.

Classification: Find the largest area of disability if the disability area is larger or the area of the disability is larger than the area where each disability area has a larger disability area than allowed, mangoes are removed (Fig. 6d).

Results of measuring the actual size of a sample mango and the corresponding number of pixels (Fig. 6e).

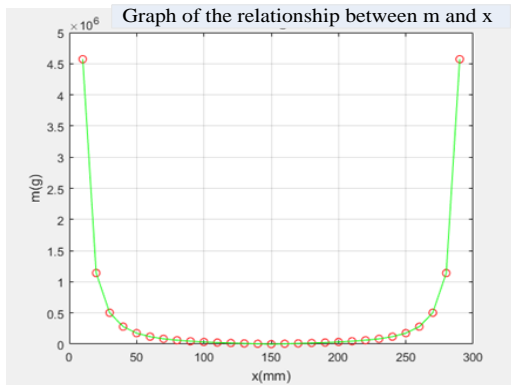


Fig. 5. Graph of the relationship between m and x-axis.

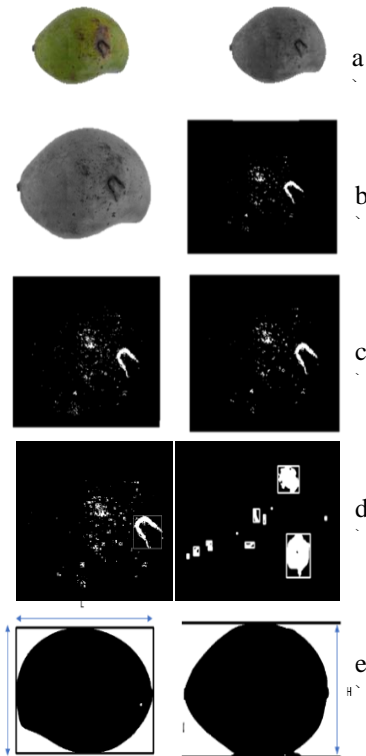


Fig. 6. Image processing process to calculate mango volume.

Length (L): 13.69 cm - 426 pixels

Width (R): 8.51 cm - 281 pixels

Height (H): 7.28 cm - 258 pixels

The above word calculates approximately the area of a pixel:

$$\frac{1369}{4260} \times \frac{851}{2810} = 0.09732 (\text{mm}^2)$$

Define the binary image boundary from the program you

made. Based on the dependence equation we have found from a type of mango Statue of green skin or Cat Chu or Cat Hoa Loc, for each type of mango we need to calculate the length and height, we deduce the corresponding volume (Fig. 7). Determine the area of the mango image obtained from the binary image (borders), determine the length, width and height from this image. Applying formula (1), (2) and Dependency equation between size and volume (3), we deduce the corresponding mango volume.

A. Calculating Mango Volume by Approximate Statistical Method

Each type of fruit has its own unique profile, and for each, they will correspond to a certain profile. Mango has the same common profile, quite similar to Elipson. With this method, we use the length and width of each mango to calculate the corresponding volume (Fig. 7).

TABLE II: MANGO MASS WHEN DIFFERENT VELOCITIES

Number order	Actual weight	weight when $v = 6,31 (v/p)$	weight $v = 4,21 (v/p)$
1	307.938	257.5721	263.15
2	240.674	190.308	207.2061
3	246.416	179.152	212.784
4	302.36	256.9158	263.15
5	307.938	254.7831	268.728
6	302.36	240.0178	268.728
7	291.204	240.3459	251.994
8	296.782	245.9239	251.994
9	375.202	311.0551	330.4141
10	347.148	309.2505	302.36
7	291.204	240.3459	251.994
8	296.782	245.9239	251.994

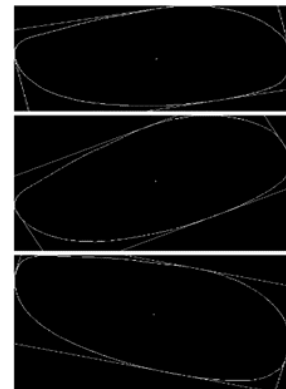


Fig. 7. Image analysis determines mango contour to calculate volume.

When we determine the length, width, height and actual volume of the mango, we begin to find a link between them. We have 3 input variables (length, width, height) and an output variable (volume), using multivariate regression to find the relationship between them. We just understand that, when we use the actual volume size of the mango to find the dependent equation, then use Kinect to calculate the length, width, height and with our dependent equation we will find corresponding. SPSS software supports our multivariate regression to find dependent equations. We only give the input variable and the output variable, SPSS will give us the most accurate dependency equation and related diagrams.

SPSS software supports our multivariate regression to find dependent equations. We only give the input variable and the output variable, SPSS will give us the most accurate dependency equation and related diagrams.

Here the input variable is the size of the mango and the output variable will be the corresponding mango volume (Table III).

TABLE III: TABLE OF DEPENDENT EQUATION PARAMETERS (SNAPSHOT) Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-1000.959	62.866		-15.922	.000
	Length (mm)	3.249	.352	.452	9.237	.000
	Width (mm)	2.956	1.399	.170	2.113	.041
	Height (mm)	10.155	1.491	.516	6.812	.000

a. Dependent Variable: Volume (ml)

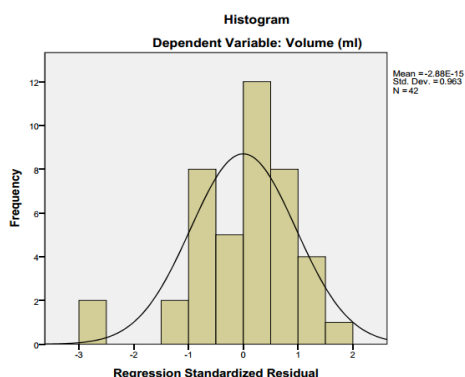


Fig. 8. Frequency diagram of the standardization of histogram.

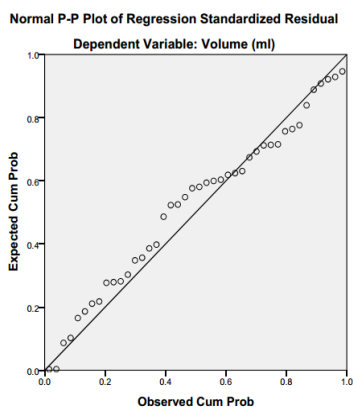


Fig. 9. Normal P-P balance diagram.

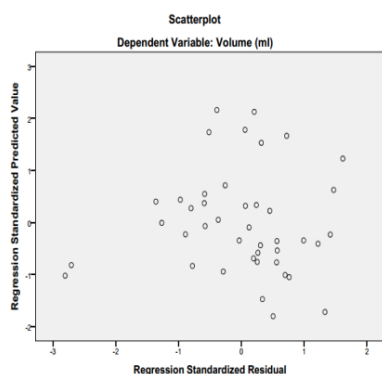


Fig. 10. Independent variable dispersion chart.

Dependent equation between size and volume is shown like as.

$$\text{Volume} = 3.249 * \text{length} + 2.956 * \text{width} + 10.155 * \text{height} - 1000.959 \quad (3)$$

From Fig. 8, we have Mean meaning close to 0, the standard deviation is 0.963 close to 1, so it can be said that the remainder distribution is approximately standard. Therefore,

it can be concluded that the normal distribution of the remainder is not violated.

From Fig. 9, we see that the distribution points in the distribution of the remainder are concentrated into one diagonal, thus, assuming the normal distribution of the remainder is not violated.

With Fig. 10, we find that the normalized remainder allocates a central set around the zero-degree line, so it is assumed that the linear relationship is not violated.

V. CONCLUSION

This study described the method and terminology of several of tolls that are used for image processing and analysis in sorting and classification of mangoes based on Artificial Intelligence. The digital image processing is required firstly to preprocess the data of mango images into a format from which features can be extracted, and secondly to extract and measure these features. The mango images used in this study for sorting and blemish detection are obtained using a CCD camera. Once shape have been extracted from the mango profile images and applied to artificial neural network that is used to combine shape features to form volume estimates for the corresponding mango. The testing method used on ANN and other function approximation methods are explained in this paper. Eventually, the features are to be combined to form a volume estimate of fruit from whose image, they are extracted and measured.

In one of its simplest forms, function approximation is determination of a linear regression equation based on a set of data. This linear relationship is a model for between weight and volume, since one would expect that the volume of mango would be directly proportional to its weight, because mango density is usually almost constant within a same quality. A model must be formed from knowledge of understanding of source of the data. As it is known that mango density increased with the volume, then the quality is better and the mango is sweet (Based on regression equation of weight and volume). ANN can be seen as a form of regression equation which can model arbitrary continuous functions where an explicit model relating the functional form of the output to the inputs is known. The first stage in the computer processing of the digital images from camera is to form separate image files of mangoes. This is necessary since locating the mango within the large image would be very computationally expensive. From these resized images, the grey-scale images are formed from the sum of the red and green bands less twice the blue band. Next, the grey-scale images are threshold to form binary images. The threshold value is simply found based on experiments for each type of mango (with reference to several image histograms). The mango images are calibrated for size by using images of ellipse (Fig. 11).

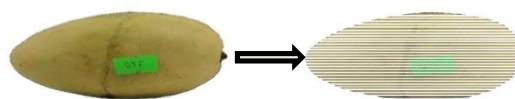


Fig. 11. The mango images are calibrated for size by using images of ellipse.

CONFLICT OF INTEREST

The authors declare no conflict of interest.

AUTHOR CONTRIBUTIONS

Nguyen Truong Think, Nguyen Duc Thong, Huynh Thanh Cong contributed to the analysis and implementation of the research, to the analysis of the results and to the writing of the manuscript. All authors discussed the results and contributed to the final manuscript. Besides, Nguyen Truong Think conceived the study and were in charge of overall direction and planning. Nguyen Truong Think is a corresponding author.

ACKNOWLEDGMENT

The authors wish to thank Ho Chi Minh City University of Technology and Education, Vietnam. This study was supported financially by HCMUTE Open Lab and Ho Chi Minh City University of Technology and Education, Vietnam.

REFERENCES

- [1] C. S. Nandi, B. Tudu, and C. Koley, "Computer vision based mango fruit grading system," in *Proc. International Conference on Innovative Engineering Technologies*, Dec. 28-29, 2014, Bangkok, Thailand.
- [2] T. U. Ganiron, "Size properties of mangoes using image analysis," *International Journal of Bio-Science and Bio-Technology*, vol. 6, no. 2, pp. 31-42, 2014.
- [3] E. H. Yossya, J. Pranata, T. Wijayaa, H. Hermawana, and W. Budihartoa, "Mango Fruit Sortation System using Neural Network and Computer Vision," in *Proc. 2nd International Conference on Computer Science and Computational Intelligence*, 2017, Bali, Indonesia.
- [4] T. Rosli, B. Razak, M. B. Othman *et al.*, "Mango grading by using fuzzy image analysis," in *Proc. International Conference on Agricultural, Environment and Biological Sciences*, May 26-27, 2012, Phuket.
- [5] M. Ngouajio, W. Kirk, and R. Goldy, "A simple model for rapid and nondestructive estimation of bell pepper fruit volume," *Hort Science*, vol. 38, no. 4, pp. 509-511, 2003.
- [6] S. Banot and P. M. Mahajan, "A fruit detecting and grading system based on image processing-review," *International Journal Of Innovative Research in Electrical, Electronics, Instrumentation and Control Engineering*, vol. 4, issue 1, January 2016.
- [7] K. A. Vakilian and J. Massah, "An apple grading system according to european fruit quality standards using gabor filter and artificial neural networks," *Scientific Study & Research Chemistry & Chemical Engineering, Biotechnology*, 2016.
- [8] J. Gill, A. Girdhar, and T. Singh, "A hybrid intelligent system for fruit grading and sorting," *International Journal on Computer Science and Engineering*.

- [9] B. H. Zhang, W. Q. Huang, J. B. Li *et al.*, "Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables," *Food Research International*, vol. 62, 2014, pp. 326-343.
- [10] A. Alipasandi, H. Ghaffari, and S. Z. Alibeyglu, "Classification of three varieties of peach fruit using artificial neural network assisted with image processing techniques," *International Journal of Agronomy and Plant Production*, vol. 4, no. 9, pp. 2179-2186, 2013.
- [11] M. Khojastehnazhand, M. Omid, and A. Tabatabaeeef, "Development of a lemon sorting system based on color and size," *African Journal of Plant Science*, vol. 4, no. 4, pp. 122-127, April 2010.
- [12] M. Rokunuzzaman and H. P. W. Jayasuriya, "Development of a low cost machine vision system for sorting of tomatoes," *Agric Eng Int: CIGR Journal*, vol. 15, no. 1, pp. 173-180, 2013.

Copyright © 2020 by the authors. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited ([CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)).



Nguyen Truong Think is an associate professor of mechatronics at Ho Chi Minh City University of Technology and Education (HCMUTE). He received his Ph.D in mechanical engineering at Chonnam National University (Korea) in 2010 and obtained a positive evaluation as an associate professor in 2012. His main research interests are industrial robotics, service robotics, mechatronics, industrial automation.



Nguyen Duc Thong is a lecturer in physics pedagogy, chemistry, biology, of Dong Thap University, Vietnam. He has got his master degree of science. His main research area is mechanical engineering. He is now studying a doctorate in mechatronics engineering at Ho Chi Minh City University of Technology and Education.



Huynh Thanh Cong is an associate professor of Mechanical-Power Engineering. He has currently served as the vice-director of Department of Science and Technology, Vietnam National University – Ho Chi Minh City, Vietnam. He received his Ph.D. in mechanical engineering at Sungkyunkwan University. His major interests are concerned mechanical engineering, power system, internal combustion engine.