

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT TP.HCM**

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**

Chuyên ngành: Kỹ thuật cơ khí

Mã số chuyên ngành: 9520103

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ

TP. HỒ CHÍ MINH – NĂM 2022

Công trình được hoàn thành tại **Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Tp.HCM**

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:

MỤC LỤC

Trang

DANH MỤC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ

TÓM TẮT

CHƯƠNG I: TỔNG QUAN VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT	1
CHƯƠNG II: NGHIÊN CỨU MÔ HÌNH THÍ NGHIỆM HỆ THỐNG PHÂN LOẠI XOÀI THEO KHỐI LƯỢNG	4
CHƯƠNG III: PHÂN LOẠI XOÀI THEO KHỐI LƯỢNG, THỂ TÍCH VÀ KHUYẾT TẬT SỬ DỤNG CÔNG NGHỆ XỬ LÝ ẢNH	7
CHƯƠNG IV: HỆ THỐNG PHÂN LOẠI XOÀI SỬ DỤNG CÔNG NGHỆ XỬ LÝ ẢNH KẾT HỢP TRÍ TUỆ NHÂN TẠO	14
CHƯƠNG V: KẾT LUẬN	23

DANH MỤC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ

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 based on Artificial Intelligence; IJMLC Vol. 10, No. 2, February 2020; ISSN: 2010-3700; DOI: 10.18178/ijmlc.2020.10.2.945; Scopus; Q3.*

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.

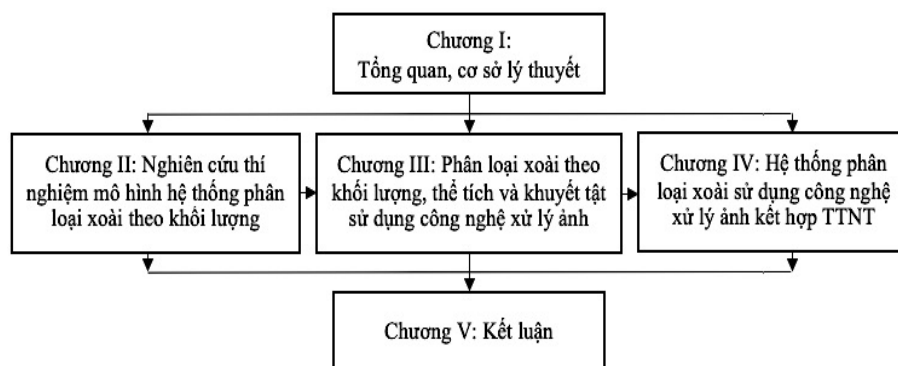
Các mô hình phân loại đã được thực hiện với việc hỗ trợ các thuật toán máy học. Việc triển khai phân loại xoài dựa trên việc áp dụng công nghệ xử lý ảnh để xử lý hình ảnh chụp xoài và sau đó sử dụng bốn phương pháp mô hình LDA, SVM, KNN và RF để tự động phân loại xoài. Thuật toán Máy học có giám sát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

Sơ đồ tổng quát thực hiện luận án:



Hình 1.32. Sơ đồ kết cấu định hướng đề tài

CHƯƠNG I: TỔNG QUAN VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT

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

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.

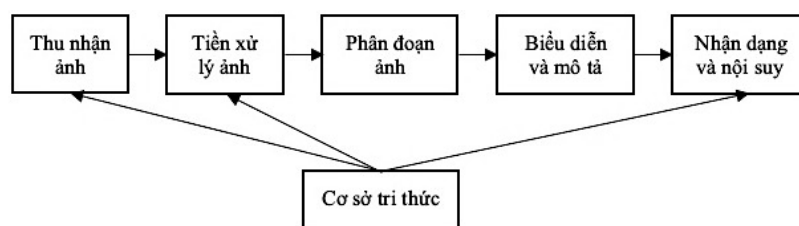
Hiện nay, trong và ngoài nước đã xuất hiện các nghiên cứu về các hệ thống phân loại khác nhau và hệ thống phân loại nông sản như điều, cà phê, đậu, cà chua, khoai tây, táo... sử dụng các phương pháp khác nhau [10-108]. Các hệ thống phân loại này có ưu điểm là dễ vận hành, vận chuyển, phù hợp với điều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

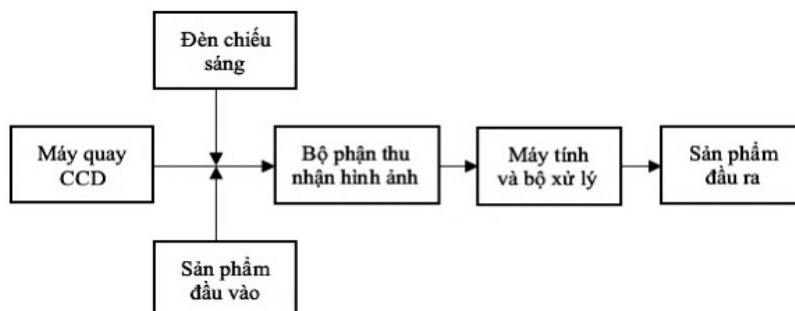
1.1.1. Cơ sở lý thuyết về xử lý ảnh và trí tuệ nhân tạo (AI)

Xử lý ảnh [3]:



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

Thị giác máy tính (Computer vision) [4]:

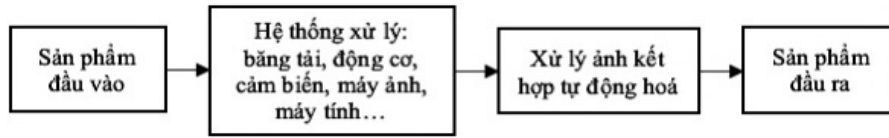


Hình 1.3. Sơ đồ cấu tạo hệ thống thị giác máy

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.

1.1.2. Khái quát vấn đề phân loại nông sản

Hệ thống phân loại nông sản (Hình 1.4).



Hình 1.4. Sơ đồ hệ thống phân loại nông sản

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.

1.1.3. Tình hình nghiên cứu trong và ngoài nước

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 *xây dựng qui trình công nghệ chế biến xoài ở Khánh Hoà của Đinh Ngọc Loan* [12]; 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 *tổng hợp cơ sở lý thuyết và thực nghiệm phân tích không phá huỷ trái xoài bằng phương pháp va đập nhẹ của Võ Minh Trí, Võ Tấn Thành* [15], 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 luận 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 chuyển 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.

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: Nghiên cứu *thuộc tính kích thước của xoài dùng xử lý ảnh của Tomas U. Ganiron Jr* [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]; 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]; Nghiên cứu *phát hiện độ chín của trái hồng dựa trên kỹ thuật xử lý ảnh của Vahid Mohammadi và cộng sự* [31]; Nghiên cứu *phát triển hệ thống phân loại của cà chua chỉ phí thấp từ công nghệ xử lý ảnh của Md. Rokunuzzaman và H. P.W. Jayasuriya* [32]; Nghiên cứu *sắp xếp và phân loại Táo bị hỏng của Miss. Kambale Anuradha Manik và Dr. Mrs. Chougule S.R* [34]; Nghiên cứu *hệ thống phân loại xoài dựa trên thị giác máy tính của Chandra Sekhar Nandi, Bipan Tudu, and Chiranjib Koley* [35]; 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].

Kết luận chung về tình hình nghiên cứu ngoài nước: 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.

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.

1.2. Mục tiêu và nội dung nghiên cứu

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. Kết cấu định hướng đề tài (*Hình 1.32*).

Chương I: Tổng quan và cơ sở lý thuyết. 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. 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. 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. 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. 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.

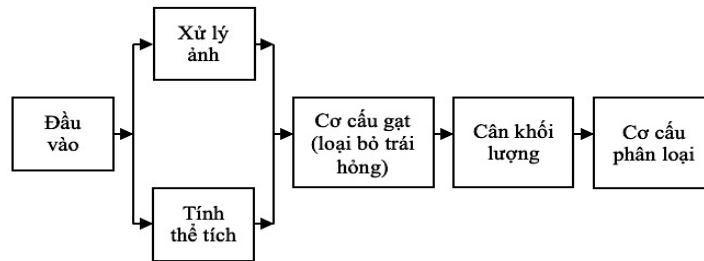
Chương V: Kết luận. Chương này thảo luận các vấn đề trong nghiên cứu và ứng dụng của đề tài, những thuận lợi và khó khăn cũng như đưa ra giải pháp, phương án xử lý. Các vấn đề cần nghiên cứu, giải quyết và phát triển. Cuối cùng nhận định và rút ra các kết quả đạt được từ các chương cũng như đưa ra hướng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

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 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.

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

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.

2.2. Cơ cấu băng tải tính khối lượng xoài

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. 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 (bằng hợp lực căng băng tải tại thời điểm đang xét); m_2 : phần khối lượng mà Loadcell đọc được.

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: $K = \frac{ES}{l_0}$

Trong đó: E là modun đàn hồi của băng tải

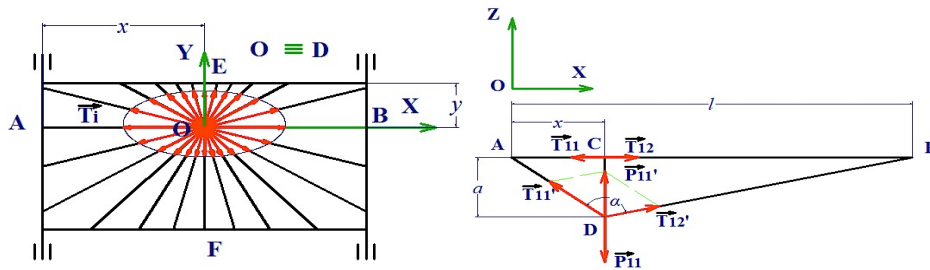
S là tiết diện băng tải

l_0 chiều dài băng tải xét

Δl (mm) là độ giãn ra của băng tải

Tại thời điểm băng tải chạy ổn định với vận tốc v (mm/s)

Khi có tải (trái xoài) thì băng tải chùn xuống một đoạn a



Hình 2.5. Sơ đồ tính khối lượng thực tế của xoài và phân tích tĩnh tải trọng xoài lên băng tải theo trục x

Xét băng tải tại điểm D tiếp tuyến với trái xoài (Hình 2.5).

Theo định luật 2 Newton: $\vec{P}_1 + \sum_{i=1}^n \vec{T}_i = 0$

Khi phân tích: $\sum_{i=1}^n \vec{T}_i = \sum_{i=1}^n \vec{T}_{Oxz} + \sum_{i=1}^n \vec{T}_{Oyz}$

Xét trong hệ trục Oxyz: Giả sử ban đầu chưa có tải (trái xoài) thì băng tải bị giãn ra 1 đoạn Δl bởi lực kéo băng tải (Hình 2.5).

Phân tích: $F_k = F_{dh} = T = K\Delta l$

Với T (N) là lực căng tại B khi băng tải chạy với vận tốc v (mm/s):

$$F_k = \frac{1000 \cdot P}{v} \text{ (N)}$$

Với P (w) công suất trục B;

$$P = \frac{P_{dc}}{\eta_x \eta_{ol}};$$

Chọn: $\eta_x = 0.97; \eta_{ol} = 0.99$

Vì băng tải giãn đều nên xét tại điểm C cách A 1 đoạn x thì lực đàn hồi là: F_{dh1}, F_{dh2} :

$$F_{dh1} = F_{dh2}$$

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

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

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 $\Delta l_1', \Delta l_2'$;

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

α là góc hợp bởi T_1' và T_2'

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

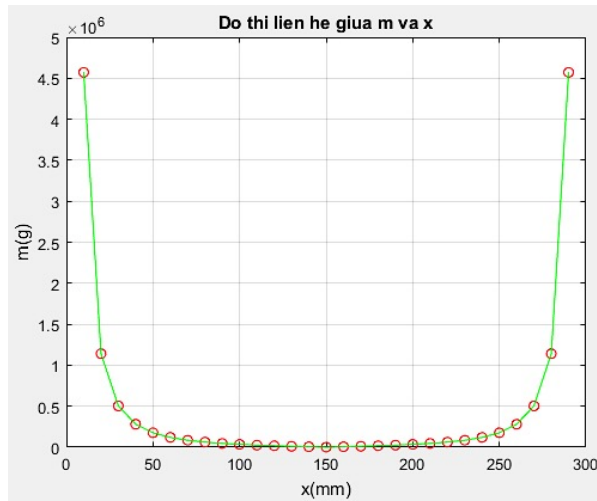
Theo định lý cosin: $P_{11}^2 = T_{11}'^2 + T_{12}'^2 + 2T_{11}'T_{12}' \cos(\alpha)$

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

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: 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).

Xét trong mặt phẳng Oyz: tương tự như Oxy.



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

Khi thí nghiệm, 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).

2.3. 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 $v = 6,31 \text{ v/p}$ và $v = 4,21 \text{ v/p}$

STT	Khối lượng thực tế	Khối lượng khi $v = 6,31 \text{ v/p}$	Khối lượng khi $v = 4,21 \text{ v/p}$
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 $v = 4,21 \text{ v/p}$ sẽ gần với khối lượng xoài thực tế, chính xác hơn so với vận tốc $v = 6,31 \text{ v/p}$. 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.

2.4. 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.

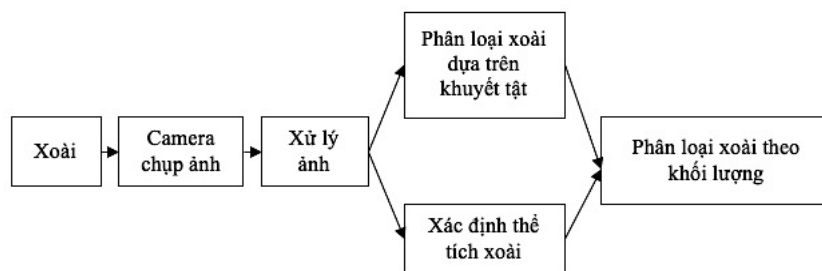
Trong nghiên cứu có xác định khối lượng trái xoài khi cân thực tế và khối lượng xoài khi cho chạy trên băng tải, so sánh khối lượng giữa 2 kết quả, sai số xảy ra với khối lượng xoài cân trên băng tải sử dụng Loadcell thì luôn nhỏ hơn khối lượng xoài thực tế. Để khắc phục điều này, khi đến chương III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

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 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

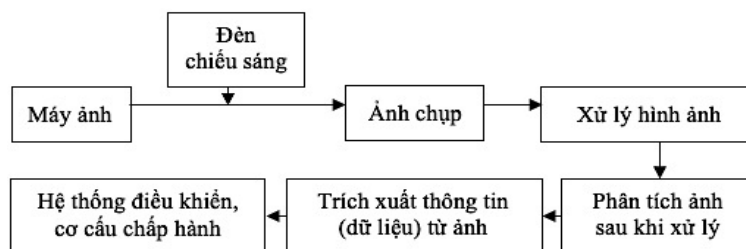
Quy trình phân loại xoài sử dụng công nghệ xử lý ảnh:



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 (gán 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

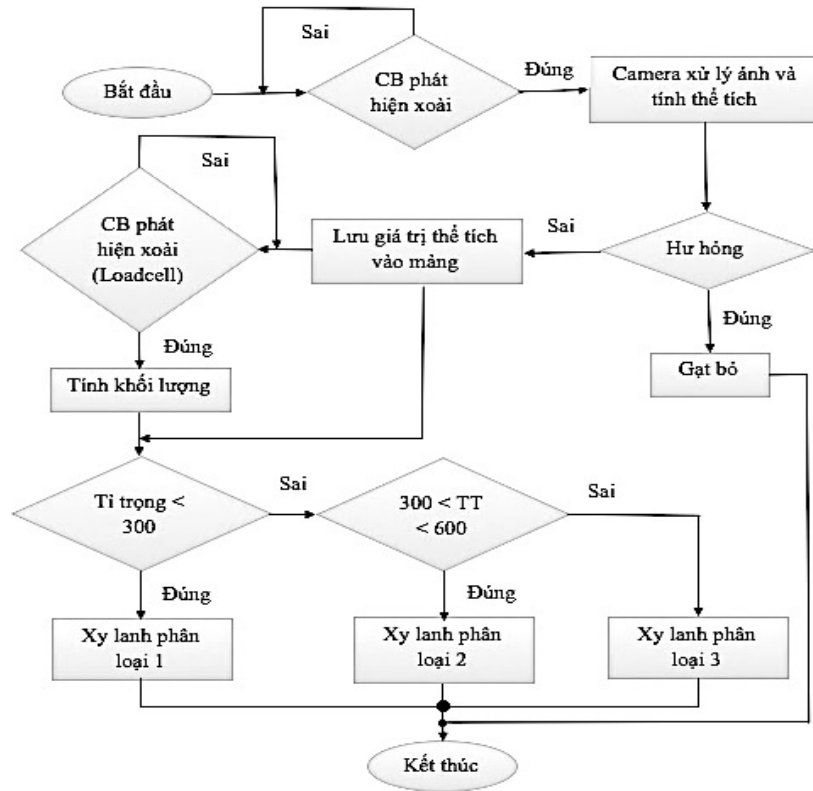


Hình 3.2. Sơ đồ nguyên tắc xử lý ảnh trong thị giác máy

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



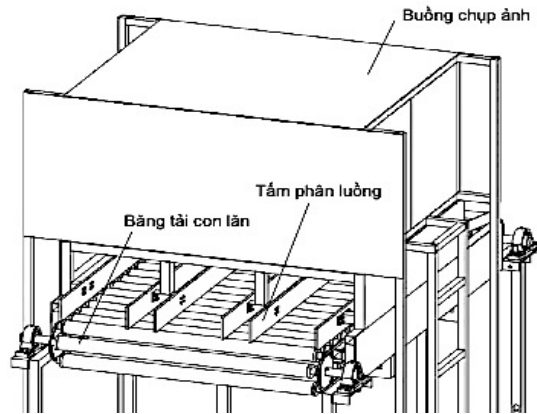
Hình 3.4. Lưu đồ giải thuật hệ thống phân loại xoài theo khối lượng, thể tích và khuyết tật trái

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).

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

3.3.2.1. Thu nhận ảnh

Camera đặt trong hệ thống xử lý ảnh (Hình 3.6) và đạt yêu cầu xử lý ảnh. 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.

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 xoài di chuyển qua buồng chụp nhờ cơ cấu lăn xoài 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.

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.

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 gân 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):

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

Trong đó:

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

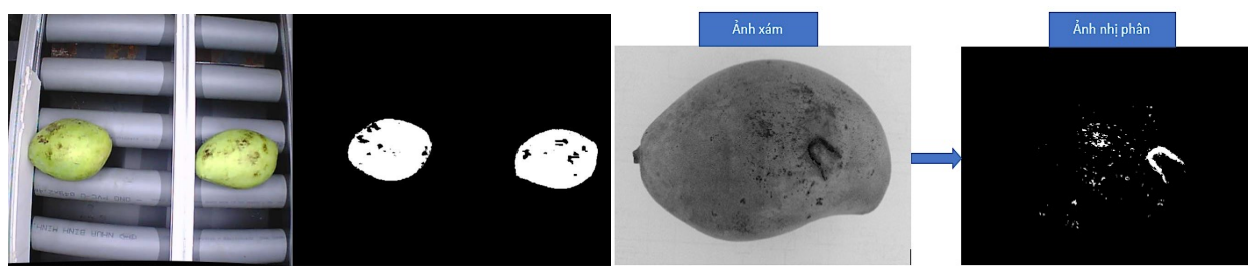
Từ (3.2), (3.3) suy ra khoảng cách giữa 2 trái xoài liên tiếp nhau là 90 mm (chính là khoảng cách giữa 2 ống lăn băng tải) và tốc độ xử lý (công suất hệ thống) của hệ thống phân loại.

3.3.2.2. Tiền xử lý ảnh

3.3.2.3. 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).

3.3.2.4. Chuyển ảnh màu RGB sang ảnh xám (Hình 3.14).



Hình 3.14. Chuyển ảnh màu RGB sang ảnh xám và Chuyển ảnh xám sang nhị phân

3.3.2.5. Phát hiện khuyết tật và tính diện tích khuyết tật

3.3.2.6. Phân loại dựa trên diện tích khuyết tật

Tính toán xấp xỉ diện tích của một Pixel.

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@: 8,51 cm – 281 pixels

Chiều cao(H): 7,28 cm – 258 pixels

Từ đó tính được xấp xỉ diện tích của một pixel: $\frac{1369}{4260} \times \frac{851}{2810} = 0,09732 \text{ mm}^2$

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).

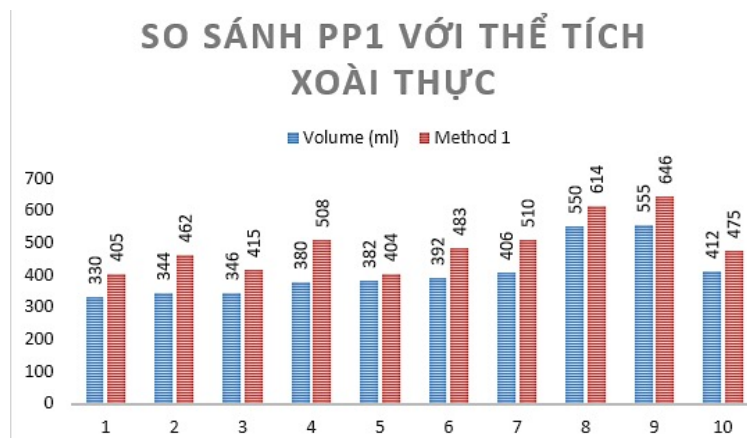


Hình 3.19. Số vùng khuyết tật tìm thấy

3.4. Hệ thống xử lý ảnh tính thể tích xoài

3.4.1. Phương pháp 1 - Tách lớp cắt tính thể tích 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.

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

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

Bước 2: Tìm phương trình phụ thuộc

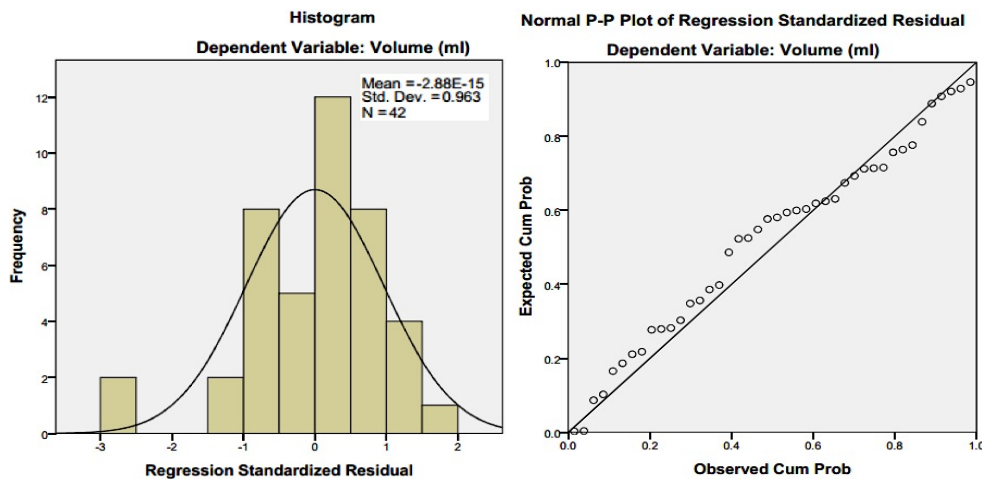
Với 3 biến đầu vào (chiều dài, chiều rộng, chiều cao) và một biến đầu ra (thể tích), sử dụng hồi quy đa biến để tìm mối quan hệ giữa chúng. Cứ hiểu rằng, khi sử dụng kích thước thể tích thực của xoài để tìm phương trình phụ thuộc, sau đó sử dụng Kinect để tính chiều dài, chiều rộng, chiều cao và với 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 (3.5).

$$The_tich = 3.249 * chieu_dai + 2.956 * chieu_rong + 10.155 * chieu_cao - 1000.959 \quad (3.5)$$



Hình 3.28. Biểu đồ tần số phần dư chuẩn hóa và biểu đồ phần dư chuẩn hóa Normal P-P

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.

Khi đó truy suất biểu đồ phần dư chuẩn hóa Normal P-P (*Hình 3.28*) và biểu đồ phân tán biến độc lập thể tích để xác định phân phối chuẩn và quan hệ tuyến tính. Từ biểu đồ *Hình 3.28* 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.

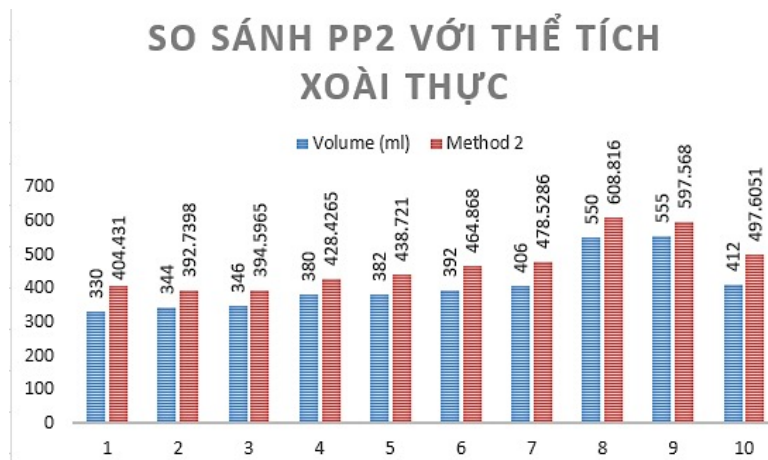
Bước 3: Tìm kích thước qua Kinect

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 thu về 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

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

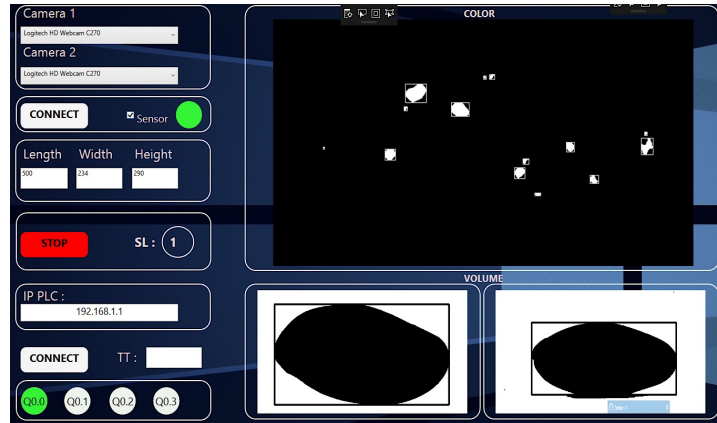
Phương pháp thống kê tính thể tích theo kích thước:

Ở hai bước đầu: Thông 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.

Bước 3: Tìm kích thước qua Camera

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).

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



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

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.

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.

3.4.4. 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.

3.5. Hệ thống tính khối lượng xoài để phân loại

Bước 1: Kết hợp giữa cảm biến và Loadcell

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 3.3).

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 chứa xoài 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).

$$\text{Phương trình cần tìm:} \quad y = 1,060952497 \cdot x + 63,01837755 \quad (3.8)$$

Từ phương trình (3.8) và xây dựng theo khối trong PLC để tiến hành tính toán ra khối lượng chính xác. Kết quả sai số (Bảng 3.3).

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

Suy ra: Phương trình hợp lý.

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

STT	Khối lượng thực tế	Khối lượng khi cân với băng tải $v = 4,21 (v/p) (x)$	Khối lượng tính bằng phương trình	Sai số
1	410.4543	329.5663	412.6726	-2.21827
2	469.9725	382.7528	469.1009	0.8716
3	323.1496	243.6132	321.4804	1.6692
4	551.0186	459.2086	550.2169	0.8017
5	442.9044	356.4762	441.2227	1.6817
6	432.1404	348.2459	432.4907	-0.3507
7	451.4862	367.7153	453.1468	-1.6604
...
98	399.6903	316.5863	398.9014	0.7889
99	393.7589	313.2621	395.3746	-1.6153
100	469.9725	383.5443	469.9407	0.0318

Bước 2: Tạo mảng giá trị trên Visual Studio.

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.

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, 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.

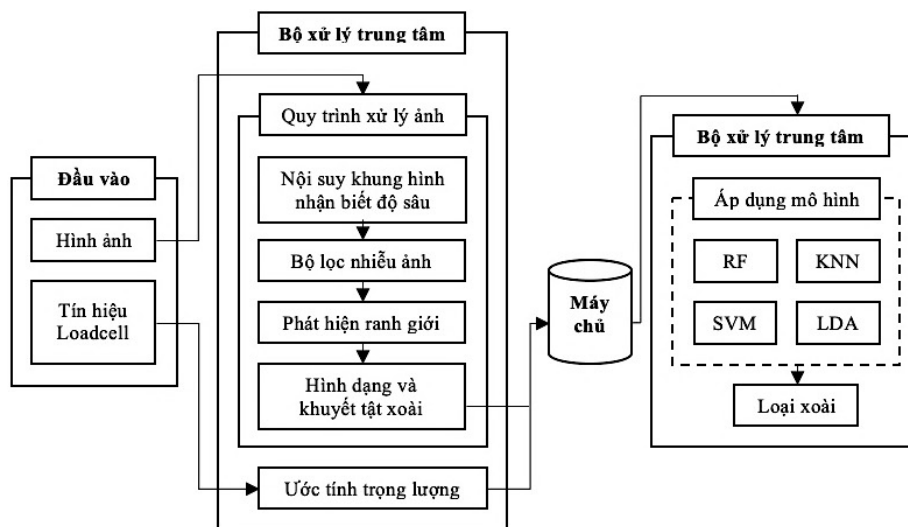
Vì vậy, ở chương III này sẽ tìm ra phương pháp xác định khối lượng, thể tích và khuyết tật trái sử dụng công nghệ xử lý ảnh. Từ đó xác định được khối lượng, thể tích và khuyết tật trái theo tiêu chuẩn xoài đặt ra trên hệ thống phân loại. Tuy nhiên hệ thống phân loại này chỉ đánh giá được chất lượng bên 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.

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. 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

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.



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

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.

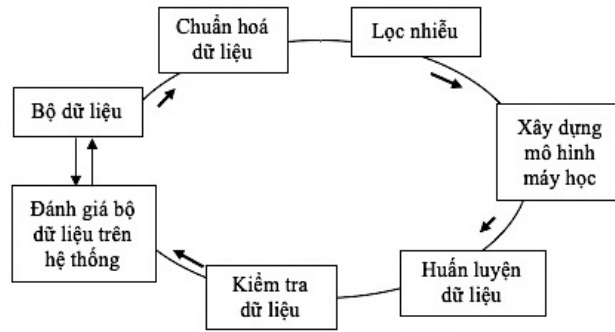
4.2. Chuẩn bị dữ liệu cho quá trình chấm điểm

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. 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.

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].



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

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).

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

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

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

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

$$\Delta de = \sum de_i \cdot \left(\frac{\Delta he_i}{he_i} + \frac{\Delta wi_i}{wi_i} \right) = \sum de_i \cdot \left(\frac{e}{he_i} + \frac{e}{wi_i} \right) \quad (4.25)$$

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.

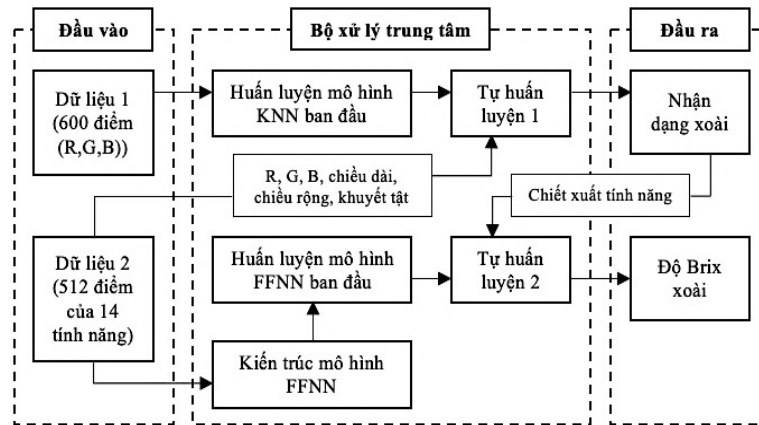
4.5. Ước tính khối lượng và tỷ trọng của xoài

Trong quá trình xử lý ảnh, các hướng của xoài là ngẫu nhiên được trình bày, 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 (wi) và chiều cao (he) có mối quan hệ với nhau, do đó, cả hai có thể được thay thế bằng hai biến như chiều rộng (wi) và chiều cao (he).

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 (he), chiều rộng (wi). Để xác nhận, một quy trình thực tế để đo xoài thực tế được thực hiện với các biến như chiều cao (he), chiều rộng (wi) và khối lượng (V) trong n mẫu xoài. Nhiệm vụ là dự đoán khối lượng với chiều cao và chiều rộng của biến.

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

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

Giai đoạn 1 - Mô hình huấn luyện; Giai đoạn 2 – Nhận biết ảnh; Giai đoạn 3 – Xử lý ảnh; . Giai đoạn 4 – Cập nhật dữ liệu.

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]. 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

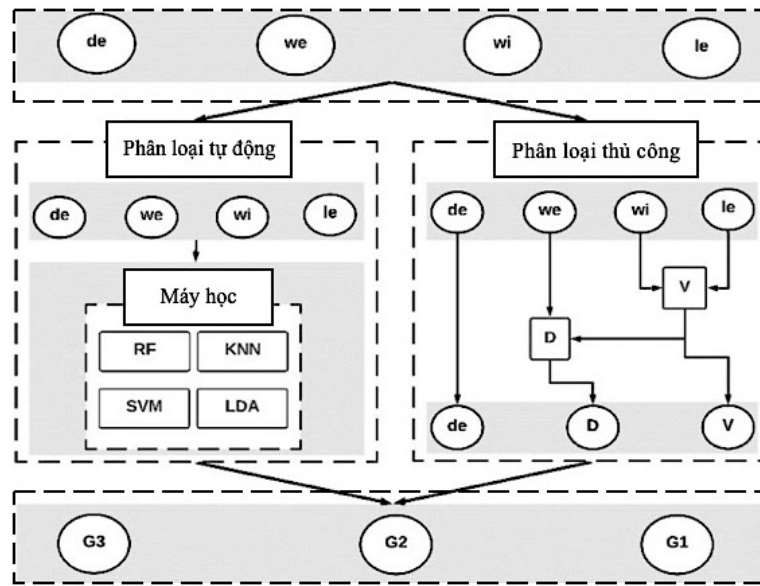
Tháng	11	12	2	3	4	5	6
Mẫu	982	691	492	542	631	998	647

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.

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. 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 G1, G2 và G3 của xoài được đo bằng D , V và de từ bốn đặc điểm được trích xuất de , we , wi và le .

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.



Hình 4.20. Quy trình hệ thống phân loại sử dụng máy học cho 4 mô hình LDA, SVM, KNN và RF

Các thí nghiệm trong *Bảng 4.4* cho thấy kết quả ước tính là rất nhỏ.

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

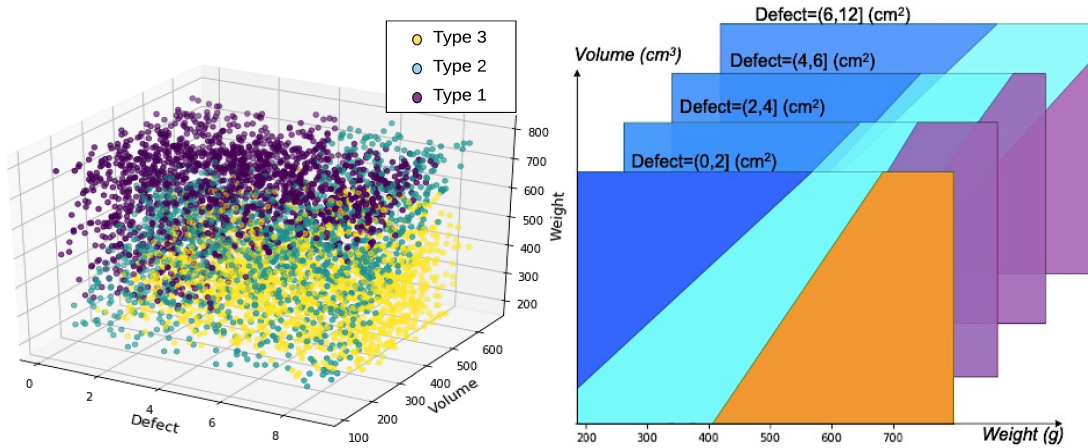
Trong phần này, tổng quan về toàn bộ tập dữ liệu được xem xét và thực hiện các bước xử lý dữ liệu phù hợp nhất trước khi áp dụng các thuật toán. Dữ liệu sẽ được kiểm tra và loại bỏ các giá trị lạ trong *Bảng 4.6*.

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

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. Dữ liệu xoài của 4983 xoài đã được sử dụng để huấn luyện các mô hình LDA, SVM, KNN và RF.

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.



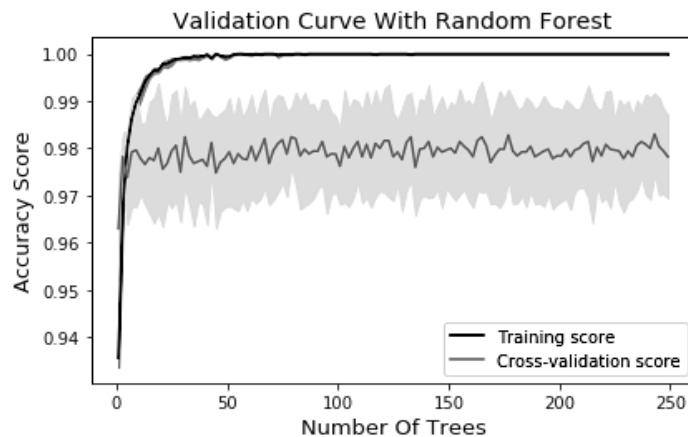
Hình 4.29. Trực quan hóa dữ liệu huấn luyện và giới hạn khuyết tật trong phân loại mô hình LDA

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.

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 với độ chính xác tương đối 91,9%. 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.

Mô hình thứ hai được sử dụng là mô hình SVM, tương tự như LDA, phân chia xoài cho hyperplane. Kết quả huấn luyện 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.

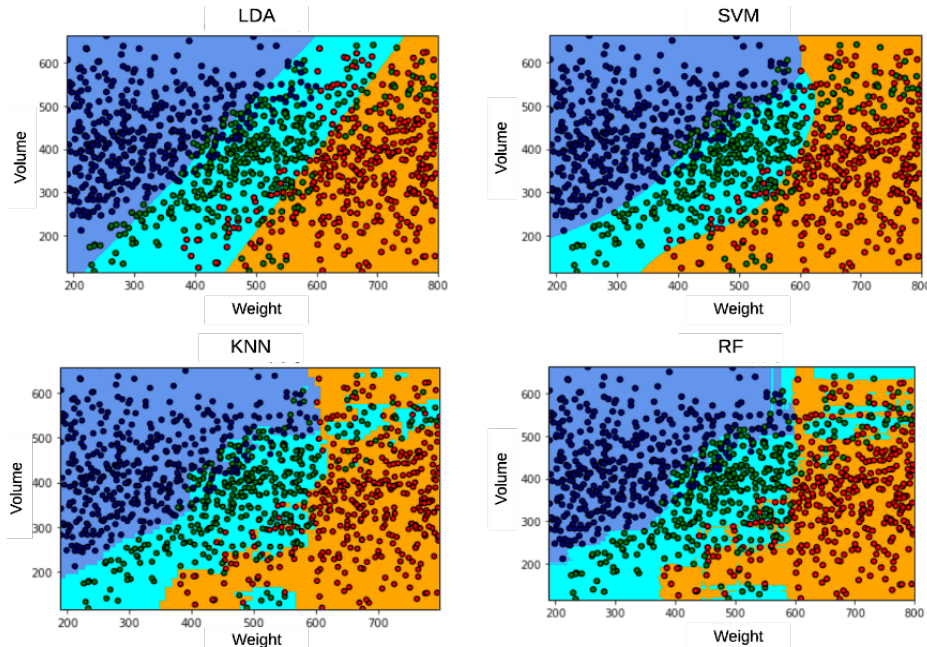
Mặc dù việc phân loại mô hình SVM rất đáng tin cậy, nhưng vẫn có những giả định không chính xác giữa các khu vực giao nhau của loại xoài. Một thuật toán có thể giải quyết vấn đề này là KNN, một thuật toán hoạt động và đưa ra dự đoán dựa trên các điểm xung quanh. Số lượng điểm xung quanh điểm dự đoán 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 4.36. Đường cong xác nhận RF

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.

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.



Hình 4.38. So sánh bốn mô hình bao gồm LDA, SVM, KNN và 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
	Type2	20	280	19	87.8	87.4	87.6
K_Nearest Neighbors (KNN)	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 đó ranh giới giữa xoài rất phức tạp.

Trong Hình 4.8 và Bảng 4.9, 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. Có một số kết luận:

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. 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. 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).

$$Brix_{level} = 4.865 * khoi_luong + 5.573 * chieu_rong + 7.495 * chieu_cao + 5.683 * the_tich - 150.593 \quad (4.53)$$

4.9.2. Giải thuật và chương trình điều khiển về AI xác định độ Brix xoài

Độ Brix dự đoán của lớp đầu ra được xác định trong (4.58).

$$B = \sum_{k=1}^n (W_k^{NL} \cdot x_k^{NL}) + b_k^{NL} \quad (4.58)$$

Phương pháp tự học trong bài toán xác định độ Brix của xoài: Giai đoạn 1 – Huấn luyện mô hình FFNN; Giai đoạn 2 – Đánh giá lỗi và cập nhật dữ liệu

4.9.3. Mạng lưới thần kinh tối ưu để dự đoán độ Brix xoài

Từ các thuật toán, 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.

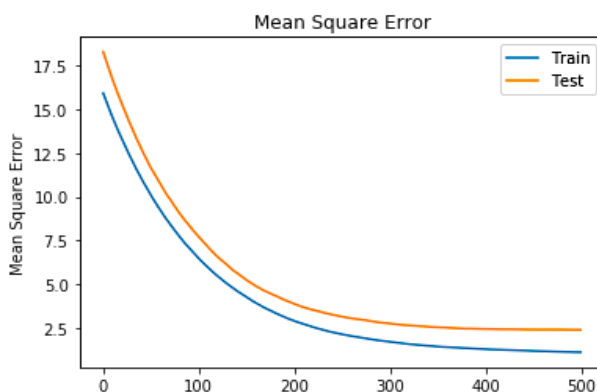
Đầu ra sẽ là độ Brix (một số nguyên) có nghĩa là vấn đề về phương trình hồi quy nên số đơn vị đầu ra là một. Ngoài ra, các hàm ReLU được áp dụng cho các lớp ẩn và lớp cuối cùng là tuyến tính vì đây là phương trình hồi quy.

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.

$$\delta\theta = \theta * (2 * \varepsilon) - \varepsilon \quad (4.61)$$

$$\text{Với } \theta \in [-\varepsilon, \varepsilon].$$

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.

$$\frac{\delta}{\delta\theta} \approx \frac{J(\theta + \varepsilon) - J(\theta - \varepsilon)}{2\varepsilon} \quad \text{with } \varepsilon = 10^{-4} \quad (4.62)$$

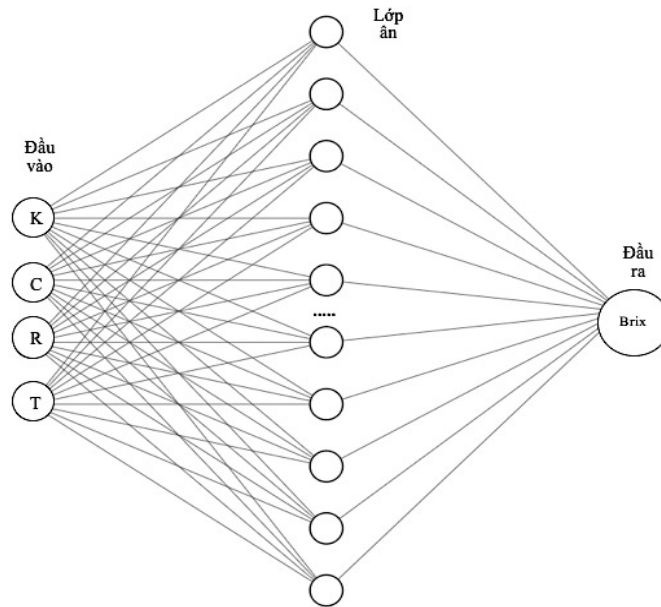
Với các thông số đầu vào trái xoài: Biến khối lượng (K), biến chiều rộng (R), biến chiều cao (C), và biến thể tích (T).

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.

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 4.46. Một mạng lưới thần kinh tối ưu để dự đoán độ Brix xoài

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%.

CHƯƠNG V: KẾT LUẬN

5.1. Thảo luận

Trong quá trình nghiên cứu và thực nghiệm hệ thống phân loại xoài, ta đã tiến hành đánh giá phân tích các yếu tố ảnh hưởng đến hệ thống phân loại, từ đó đề ra các giải pháp khắc phục. Xử lý các số liệu thực nghiệm, 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). Đối với các yếu tố ảnh hưởng đến hệ thống phân loại và giải pháp khắc phục, nhìn chung, các yếu tố ảnh hưởng điều có thể được khắc phục một cách dễ dàng nên không gây ảnh hưởng lớn đến hệ thống phân loại.

Phương pháp và số liệu xử lý thực nghiệm đưa ra cơ bản đã đáp ứng được hầu hết các yêu cầu hiện tại là phân loại được chính xác từng loại xoài theo khối lượng, thể tích và các khuyết tật. Tuy vẫn còn có những sai số trong phần xử lý ảnh phát hiện ra khuyết tật (phân loại xoài theo khuyết tật trong chương III) nhưng hệ thống phân loại sử dụng Machine Learning (máy học) nên sử dụng thời gian dài thì dữ liệu máy thu thập được càng nhiều thì sẽ đạt được độ chính xác cao.

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.

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.

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.

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

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*).

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*).

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.

THE MINISTRY OF EDUCATION AND TRAINING
HO CHI MINH CITY UNIVERSITY OF TECHNOLOGY AND EDUCATION

NGUYEN DUC THONG

**RESEARCH AND DESIGN A HIGH PERFORMANCE AGRICULTURAL PRODUCTS CLASSIFICATION
SYSTEM USING IMAGE PROCESSING TECHNOLOGY COMBINED ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

MAJORS: MECHANICAL ENGINEERING
CODE: 9520103

SUMMARY OF DOCTORAL THESIS

HO CHI MINH CITY – 2022

Thesis was completed at **Ho Chi Minh City University of Technology and Education**

Scientific instructor 1: Assoc. Prof. PhD. NGUYEN TRUONG THINH

Scientific instructor 2: Assoc. Prof. PhD. HUYNH THANH CONG

Review 1:

Review 2:

Review 3:

INDEX

	Pages
LIST OF WORKS TO DISCLOSURE	
SUMMARY	
CHAPTER I: OVERVIEW AND THEORY BASIS	1
CHAPTER II: RESEARCH EXPERIMENT MODEL TO CLASSIFICATION SYSTEM OF WEIGHT MANGOES	4
CHAPTER III: CLASSIFICATION OF MANGOES BY WEIGHT, VOLUME AND DISABILITY USE IMAGE PROCESSING TECHNOLOGY	7
CHAPTER IV: CLASSIFICATION SYSTEM OF MANGOES USE IMAGE PROCESSING TECHNOLOGY COMBINED AI	14
CHAPTER V: CONCLUSION	23

LIST OF WORKS TO DISCLOSURE

This thesis has published 5 international articles in the international newspaper system with citation index:

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 based on Artificial Intelligence; IJMLC Vol. 10, No. 2, February 2020; ISSN: 2010-3700; DOI: 10.18178/ijmlc.2020.10.2.945; Scopus; Q3.*

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%.

General flow chart of the thesis:

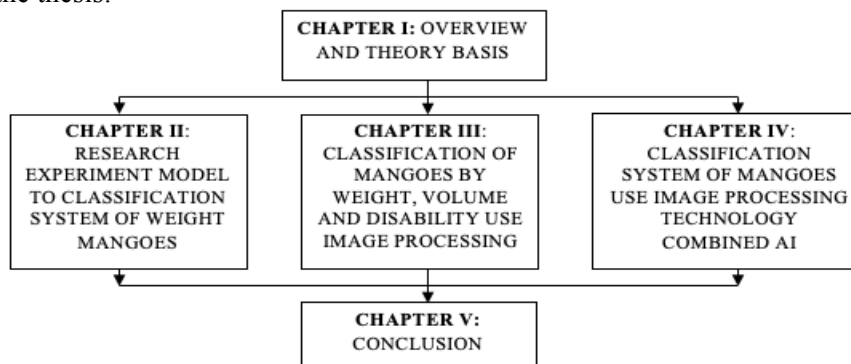


Figure 1.32. Structural diagram of the topic orientation

CHAPTER I: OVERVIEW AND THEORY BASIS

1.1. Overview of the agricultural product classification system, image processing technology and artificial intelligence (AI)

The Vietnam Science and Technology Development Strategy for the period 2011-2020 was approved by the Vietnamese government in 2012, Decision No. 418/QĐ-TTg, which affirms the research and application of advanced technologies. advanced, modern and offer optimal and suitable solutions to develop the production and export process of agricultural products, contributing to building strong brands for Vietnam's export agricultural products [1]. The application of advanced and modern technologies (such as AI) to automated lines, equipment and machinery for processes such as inspection, classification and packaging of agricultural and food products achieves high productivity. High is one of the key technology directions. This contributes to socio-economic development in Vietnam. The use of AI in the current agro-food processing processes is formed from the synergy of many science and technology disciplines based on the mechanical automation platform to perfect, flexibly, and intelligently the processes. machines and equipment for human use.

Currently, domestic and foreign studies have appeared on different classification systems and classification systems for agricultural products such as cashews, coffee, beans, tomatoes, potatoes, apples... using other methods. each other [10-108]. These classification systems have the advantage of being easy to operate and transport, suitable for growing and production conditions in different regions, and are indispensable in any agricultural region. However, each different agricultural product must use a different classification system, especially with mango, the classification becomes even more complicated.

With the above analysis, *the study of a high-performance agricultural product classification system (focusing on mango classification) based on image processing technology combined with AI* effectively matches the development situation of the agricultural products. modern agricultural machines, contributing to promoting the development of the agricultural mechanical industry in the country.

Research and development of an agricultural product classification system to control and evaluate the quality of mangoes (according to Global GAP standards) before being packaged and exported to the market: vegetables are harvested at the right ripeness, size, shape, remove wilted, decayed, deformed fruits. More specifically, *"application of image processing technology combined with AI to recognize patterns and evaluate the quality of mangoes"* to enhance automation in the agricultural production process in our country.

1.1.1. Theoretical foundations of image processing and artificial intelligence (AI)

Image processing [3]:

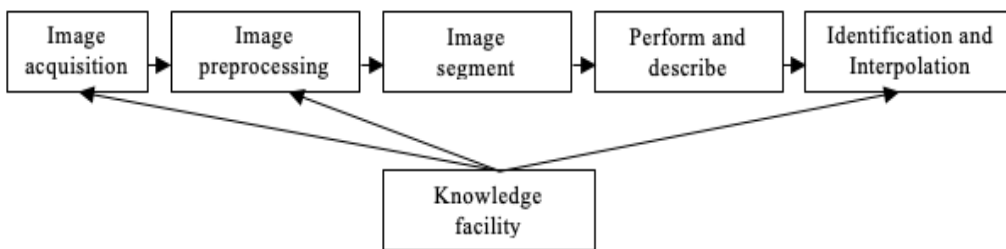


Figure 1.2. Diagram of the basic steps in image processing

Computer vision [4]:

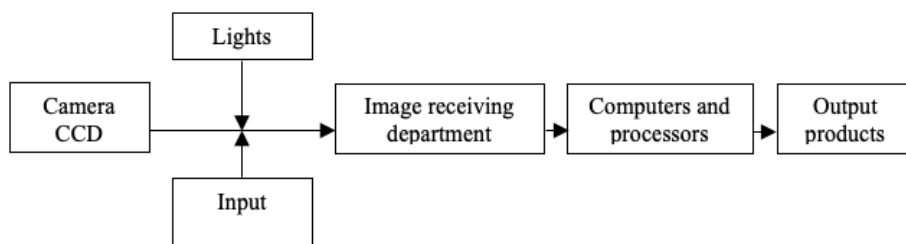


Figure 1.3. Schematic diagram of the machine vision system

Artificial intelligence (AI) [5]: Also known as artificial intelligence, is intelligence represented by any human-made system. AI refers to the computers for multi-functional processing purposes and the science research of the theories and applications of AI.

1.1.2. Overview of the problem of classification of agricultural products

Agricultural product classification system (Figure 1.4).

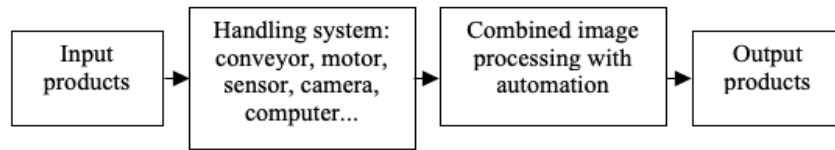


Figure 1.4. Schematic diagram of the agricultural product classification system

Research in recent years has mainly focused on the following main directions:

In Vietnam: research focuses on the development of different types of agricultural products and automatic control systems in many fields, including classification of agricultural products [10 - 22].

In the world [23 -108]: Researching classification systems, improving the accuracy of agricultural product classification systems with hi-tech structures; Study the structure, materials, manufacturing details of the agricultural product classification system; Optimization of classification conditions for agricultural products.

1.1.3. Research situation at VN and the world

Case studies in the country: on image processing, computer vision and artificial neural networks, especially agricultural product classification, as well as research on mango: Research on *building technological process of mango processing in Khanh Hoa* by Dinh Ngoc Loan [12]; Investigating *the status of post-harvest handling of mangoes of farmers in Cao Lanh district, Dong Thap province* by Nguyen Thanh Tai, Nguyen Bao Ve [13]; Research on *synthesis of theoretical and experimental basis for non-destructive analysis of mango fruit by light impact method* of Vo Minh Tri, Vo Tan Thanh [15]; Study on *identification of defects on mango peel using techniques image processing* by Truong Quoc Bao, Nguyen Van Vung [16].

Conclusion of domestic research situation: summary of current domestic research and implementation publications on image processing technology combined with AI have not been researched much, published not widely, and have not been applied in practice. However, it can be seen that all are researches and designs of machines that perform tasks such as simple machining, rather than performing complex machining such as motion screening, placing objects. Regarding AI, which is a combination of mechanization and automation applications, this application for solving the classification stage has not yet had any research units interested in solving very basic problems in system computation, determine the optimal kinetic and structural parameters for the system to be implemented.

Situation of research abroad: The following studies on the agricultural product classification system mentioned related to the research field have been successful in experiments and have been applied in practice, although still limited in many aspects. such as sorting speed, color of agricultural products, especially sorting yield along with the shape of agricultural products are being studied to overcome, the studies must include: Research on *the size properties of mango used for treatment photo* of Tomas U. Ganiron Jr [24]; Research on *automatic fruit classification system based on image processing technology* of Chandra Sekhar Nandi et al [25]; Research on *automatic fruit classification system from image processing technology* of Ayman A.A. Ibrahim et al [28]; Research on *detecting ripeness of persimmons based on image processing technique* of Vahid Mohammadi et al [31]; Research and *development of a low-cost tomato classification system from the image processing technology* of Md. Rokunuzzaman and H. P.W. Jayasuriya [32]; Research on *Sorting and Classifying Broken Apples* of Kambale Anuradha Manik and Dr. Mrs. Chougule S.R [34]; Studying *the mango classification system based on computer vision* by Chandra Sekhar Nandi, Bipan Tudu, and Chiranjib Koley [35]; Research on *early detection of muscle damage inside mango by NIR optical machine* by Nayeli Velez Rivera, Juan Gomez-Sanchis, Jorge Chanona Perez and colleagues [37].

General conclusion about the situation of research abroad: Through analysis and evaluation from the above research results, the studies have used different methods to classify agricultural products. Image processing technology, computer vision and AI to find a method to classify fruit color, weight or defect, especially for mango, results in high sorting efficiency and productivity. The research results have reflected the ability to apply modern science and technology to the development of mechanical engineering, agricultural automation in general, and production and packaging of agricultural products in particular.

However, the above studies only stop with the analysis, evaluation and comparison of methods used to classify agricultural products, or the results in the form of simulations, models and experiments, especially with mango. . Moreover, the experimental development of the problem of determining defects and fruit weight (mango) to determine fruit quality has not really been solved. Therefore, in this topic, the optimal and experimental classification method will be proposed on the mango classification system to solve the above problems.

Some studies on control systems using simple microprocessor applied on the model of homemade classification system in the laboratory. This solution is only suitable for simple system modeling in the laboratory, contains many defects and is not applicable in practice. Thus, it is necessary to find a solution to develop existing studies or conduct new studies, to apply different techniques and methods to build the experimental classification system process, especially the strong application of image processing technology and AI.

1.2. Research objectives and content

Research, build and establish a high-performance mango classification control system using image processing technology combined with AI.

Structure of the topic orientation (*Figure 1.32*).

Chapter I: Overview and theoretical basis. This chapter explores, surveys, analyzes and evaluates relevant theoretical foundations, documents, and domestic and foreign studies in order to determine ways, methods and applications to build a distribution system mango species developed in chapters II, III and IV. The content of this chapter is to study the model and experiment with the classification system. From the practical basis, the problem that needs to be solved is the problem of increasing the productivity of sorting from the manual, which is not effective and the graded products have not achieved high results in terms of mango quality. Since then, the solution to this problem is to study a high-yield automatic mango grading system to replace manual sorting, combining the method of sorting according to quality of mangoes with high sorting efficiency. All will be done in chapter II.

Chapter II: Research on experimental model of mango classification system by weight. This chapter is based on the theoretical basis in Chapter I to study and model the mango classification system by weight in order to determine and compare the actual weight of mangoes and the weight of mangoes weighed on the conveyor (not applicable yet) using image processing technology on the system). Find out the error to overcome and select the results for the appropriate mango weight to proceed with the image processing application on the mango classification system in chapter III.

Chapter III: Classification of mangoes by weight, volume and defects using image processing technology. This chapter applies image processing technology to the mango classification system that has been systematically modeled and operated in Chapter II, applies and selects the optimal classification method to determine the mass (mass results in Chapter II). It was re-adjusted on this system), volume and left defect (external quality). It is the first step for AI application on the system to determine the most accurate method of predicting mango defect color (because in this chapter, the image processing method has errors and is not optimal), and at the same time predicts Brix of the mango in chapter IV.

Chapter IV: Mango classification system using image processing technology combined with artificial intelligence. The aim is to apply AI to the mango classification system in Chapter III to determine the most accurate method of the mango color defect prediction model (the classification method in Chapter III is still limited) and to predict the mango Brix degree (internal quality) to perfect and apply a high-performance (including yield) mango classification system using AI combined image processing technology.

Chapter V: Conclusion. This chapter discusses the problems in the research and application of the topic, the advantages and disadvantages as well as offers solutions and solutions. Problems that need to be researched, solved and developed. Finally, identify and draw the results obtained from the chapters as well as give directions for the development of the topic.

CHAPTER II: RESEARCH EXPERIMENT MODEL TO CLASSIFICATION SYSTEM OF WEIGHT MANGOES

In Chapter I have summarized, analyzed, evaluated the overview and theoretical basis of the research problems and documents to find the advantages and limitations, the advantages and disadvantages of the implementation methods on the system. classification of agricultural products, especially with mango. Chapter II will study the model of the mango classification system by weight, the first step for the formation of an automatic mango classification system applying the next sections is image processing and AI (mentioned in Chapters III and IV). This mango classification experimental model includes the operating principle for the system, the conveyor mechanisms, the control mechanism, the actuator structure, the sorting mechanism... to carry out the classification of mangoes by weight. to compare and determine between the actual mango mass and the weight of mango weighed on the conveyor. Since then, the automatic mango classification system has been completed with the error of fruit weight within the allowable range.

2.1. Overview of the model of the mango classification system by weight

The structure of the model of the mango classification system by weight includes the combined parts, mounted on the same fixed frame and arranged in order of each part (Figure 2.2).

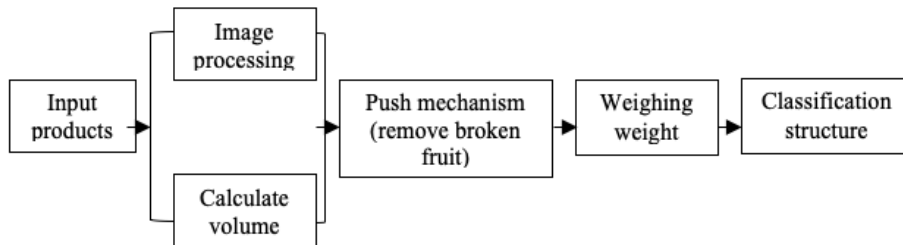


Figure 2.2. Schematic diagram of the operating principle of the mango classification system by weight

Operation: conveyor with capture chamber to process color images, find out colors, shape defects and calculate the volume of mangoes;

The removal mechanism removes unsatisfactory fruits in shape;

Conveyor contains a Load Cell to calculate the weight of each mango;

The conveyor has a sorting mechanism used to sort mangoes into categories.

2.2. Conveyor structure calculates the weight of mango

Principle of operation: Mangoes that meet the standards of shape and color will follow the conveyor belt through the processing area. Here, under the conveyor belt is attached 1 Loadcell that is responsible for weighing the weight of the mango (directly connected to the PLC). The results are then returned to the next processing PLC. Actual weight of mango in (2.3).

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

Where: m_1 is the mass that is lost due to the elastic force (equal to the combined tension of the conveyor belt at the time being considered); m_2 : part of the volume that the Loadcell can read.

Assuming that the conveyor belt stretches evenly with elastic force: $F_{dh} = K \cdot \Delta l$

Where K (N/mm) is the elastic coefficient: $K = \frac{ES}{l_0}$

Where: E is the elastic modulus of the conveyor belt

S is the conveyor cross section

l_0 considered conveyor length

l (mm) is the elongation of the conveyor belt

At the moment the conveyor belt runs stably with speed v (mm/s)

When there is a load (mango), the conveyor belt slows down a bit a.

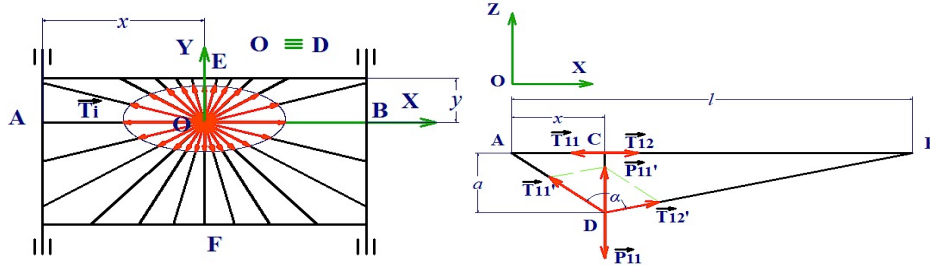


Figure 2.5. The diagram for calculating the actual weight of mango and analyzing the mango load on the conveyor in the x-axis. Consider the conveyor belt at point D which is tangent to the mango (Figure 2.5).

According to Newton's 2nd law:

$$\vec{P}_1 + \sum_{i=1}^n \vec{T}_i = 0$$

When analyzing:

$$\sum_{i=1}^n \vec{T}_i = \sum_{i=1}^n \vec{T}_{Oxz} + \sum_{i=1}^n \vec{T}_{Oyz}$$

Considering in the Oxz axis system: Assuming there is no load at the beginning (mango), the conveyor belt is stretched by 1 piece l by the conveyor pull force (Figure 2.5).

Analysis:

$$F_k = F_{dh} = T = K\Delta l$$

Where T (N) is the tension at B when the conveyor is running at speed v (mm/s):

$$F_k = \frac{1000 \cdot P}{v} \text{ (N)}$$

With P(w) shaft power B;

$$P = \frac{P_{dc}}{\eta_x \eta_{ol}};$$

Choose: $\eta_x = 0.97; \eta_{ol} = 0.99$

Since the conveyor belt stretches evenly, considering that at point C a distance x from A, the elastic force is: F_{dh1}, F_{dh2} :

$$F_{dh1} = F_{dh2}$$

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

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

When there is a load (mango fruit):

Assume that the Loadcell is placed a distance from the conveyor a (mm)

Then the position C to D makes the conveyor belt tension T_1', T_2' and stretch $\Delta l_1', \Delta l_2'$;

$$\text{With: } T_1' = K_1 \Delta l_1'; T_2' = K_2 \Delta l_2'$$

α is the angle by T_1' và T_2'

Consider equilibrium at point D:

$$\vec{P}_{11} = \vec{T}_{11}' + \vec{T}_{12}'$$

According to the theorem cosin:

$$P_{11}^2 = T_{11}'^2 + T_{12}'^2 + 2T_{11}'T_{12}' \cos(\alpha)$$

Inferred:

$$m_{11} = \frac{P_{11}}{g} \cdot 1000 \text{ (g)} \tag{2.4}$$

For all l; K; F; a is fixed, so there is always a dependence of m on x according to the graph (Figure 2.7).

Result: Based on the graph of Figure 2.7, when the mango runs from the beginning of the conveyor to the end of the conveyor, the volume of the Loadcell read will change, but the sensor cannot track the mango to exactly 1 x position (set Loadcell for weighing) should propose a solution: how to perform dynamic weighing to improve accuracy. Because the sorting system works continuously at the start of the start-up, the conveyor containing the mango rotates at the set speed, so when weighing the mango on the conveyor, at the place where the Loadcell is located, only the mango is weighed according to the movement because if the conveyor is stopped. If you want to weigh again before continuing to operate, there will be interruptions that can damage the mechanical system and error in the control program on the system, in order to improve the accuracy of dynamic weighing, it is advisable to make hardware adjustments (mechanical adjustment). The configuration of mangoes on the conveyor has been improved accordingly, changing the mango weight roller conveyor to a conveyor containing trays for each fruit).

Considered in the Oyz plane: similar to Oxy.

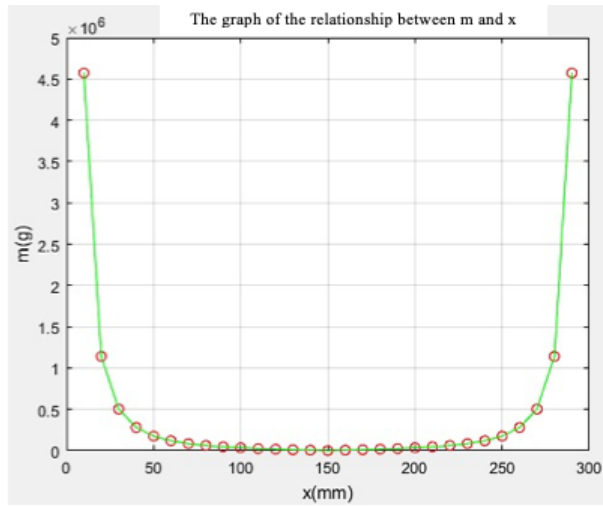


Figure 2.7. The graph of the relationship between the weight of the mango on the x-axis

During the experiment, at a speed $v = 4,21 \text{ rpm}$. The stable operation of the conveyor belt gives the measurement results with the least error compared to the actual weight and volume of the mango.

Actual mass of 100 mangoes and when weighed with $v = 6,31 \text{ rpm}$ và $v = 4,21 \text{ rpm}$ (Table 2.1).

2.3. Results of determining the weight of mangoes on the conveyor

Table 2.1. Actual weight of mango and when weighed on conveyor with $v = 6,31 \text{ rpm}$ và $v = 4,21 \text{ rpm}$

No	Actual weight	Weight when $v = 6,31 \text{ (rpm)}$	Weight when $v = 4,21 \text{ (rpm)}$
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

From the results in Table 2.1 (the experiment of 100 mangoes is marked and each fruit is run 10 times (round), the average value of each fruit is taken), the experimental data is based on the experimental data processing value. considered to pass [9]), it is easy to see that the weight when weighed on the dynamic conveyor will always be some value less than the original mass. And when weighing the mango on the conveyor with the speed $v = 4.21 \text{ rpm}$ will be closer to the actual weight of the mango, more accurate than the speed $v = 6.31 \text{ rpm}$. However, the mass error is still quite high, this problem will be solved in Chapter III, when combining the classification system with image processing technology, the fork parameters will be adjusted to help reduce the maximum error. to determine the exact weight of mangoes, with little error compared to the actual weight of mangoes.

2.4. Conclusion

When studying the overview and theoretical basis of the models and classification systems of agricultural products domestic and foreign studies. Conducted research and completed the calculation and successful application of the automatic mango classification system model by weight, initially for the application of modeling methods using image processing technology to the classification system varieties of mango in chapter III.

In the study to determine the actual weight of mango when weighing and the weight of mango when running on the conveyor, comparing the weight between the two results, the error occurred with the weight of the mango weighed on the conveyor using Loadcell is always less than the actual mass of the mango. To overcome this, when reaching Chapter III, adjustments were made so that the weight of mangoes weighed on the conveyor gives the smallest error (allowed error) compared to the actual weight.

CHAPTER III: CLASSIFICATION OF MANGOES BY WEIGHT, VOLUME AND DISABILITY USE IMAGE PROCESSING TECHNOLOGY

In Chapter II, the study and successful completion of the research and calculation of the automatic mango classification system model by weight have been completed. Here, compare and determine the weight of the mango when actually weighing and when running on the conveyor. However, there was a significant error between the weight of the mango when weighed on the conveyor and the actual weight. To overcome this, when it came to Chapter III, it was adjusted so that the weight of mango weighed on the conveyor gives the smallest error (allowed error) compared to the actual weight and the application of image processing on the system. The method of performing system adjustment, controlling input parameters on the host system software (including control of determining mango mass via Loadcell), applying image processing technology to classify defects, calculate the volume of the fruit, then determine the weight of the output graded mango that is exactly 1, 2, and 3.

3.1. Overview of image processing technology

The process of classifying mangoes using image processing technology:

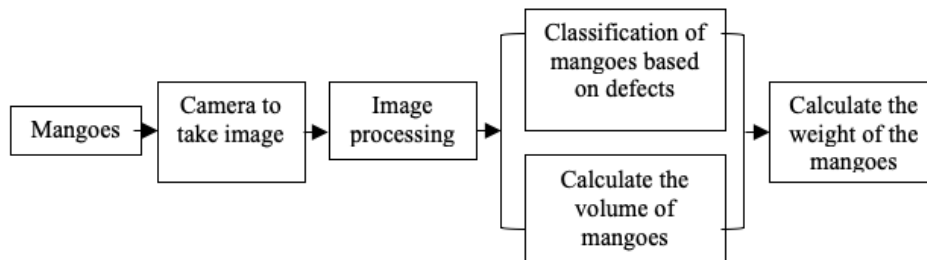


Figure 3.1. Schematic diagram of the mango classification process using image processing technology

Method of implementation (Figure 3.1): raw mango data (labelled) were measured manually by using calipers to measure length, width and height (volume) and the volume of fruit was calculated using the method overflow flask, determine the mass by measuring balance. This is the initial sample dataset. When there is a dataset, put the mango on the classification system, in the image processing room, the camera will record video, take pictures and bring it to the image processing system (control center) for image processing (many stages will be processed) introduced in this section). Here, mangoes will be classified according to the defects found, and the image processing system will determine the mango volume by statistical method. Then, combined with the system to determine the weight of mangoes to classify mangoes into categories 1, 2 and 3.

3.2. Working principle of image processing system

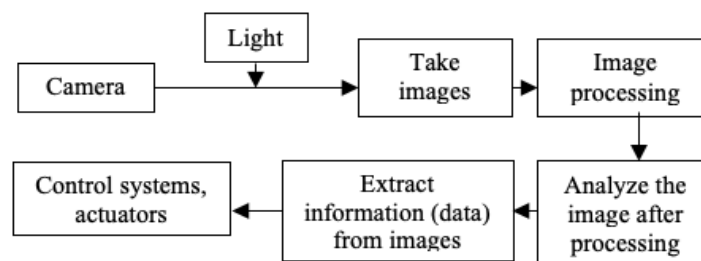


Figure 3.2. Schematic diagram of image processing principles in machine vision

Color in machine vision is used to estimate Brix, degree of defects, shelf life and nutritional value. In terms of machine vision, there will be two main parts: taking pictures and processing images. This topic applies to single-colored fruits, the system will specifically determine the attributes of mango fruit such as: fruit size (length, width, height), defect size (area of defect) disability). The principle of image processing in machine vision is shown in *Figure 3.2*.

3.3. Mango classification system using image processing technology

3.3.1. Systematic algorithm for classifying mangoes by defects, volume and weight

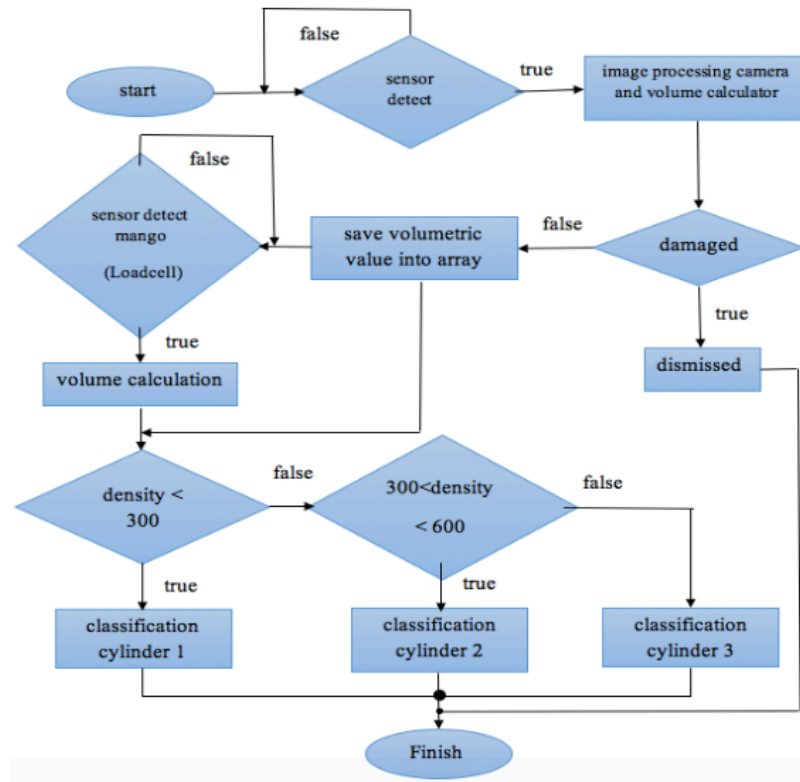


Figure 3.4. Algorithm flowchart of mango classification system by weight, volume and fruit defects

The image processing system is responsible for receiving mangoes from the mango feeder, moving and taking pictures of the entire surface of the mango, then processing and classifying them into categories 1, 2 and 3 (Figure 3.4).

3.3.2. Process of image processing and data calculation

3.3.2.1. Image acquisition

The camera is placed in the image processing system (Figure 3.6) and meets the image processing requirements. Based on the camera's specifications and through experimentation, the camera meets the requirements. Through experimentation, place the camera in the center of the shooting chamber 50 cm from the roller conveyor.

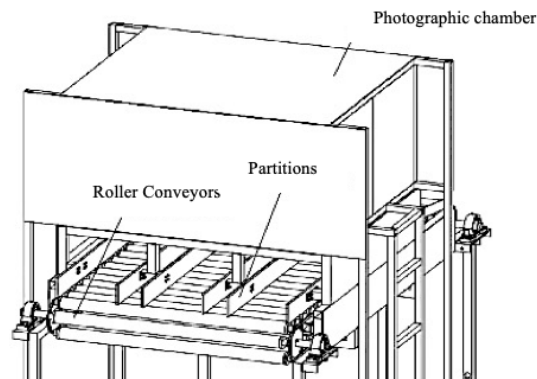


Figure 3.6. Image processing system

Shooting booth: Use a camera arranged to shoot from the top.

Description of camera layout: The camera is placed right in the middle of the image processing chamber (on the light, the photo booth has been filtered, suppressed by light), perpendicular to the roller conveyor, when the mango moves through the chamber. Photographed by the mango rolling mechanism that will roll around the center of the mango, the aim is to find out the shape defects, defects present on the mango surface such as dark brown spots, dark spots, bruises, wilting and determine the volume. mango, the computer program is responsible for taking pictures of the surface of the mango, and at the same time determining the number of each fruit.

Positioning the mango on the conveyor belt (in the shooting chamber): Through the experimental process (this calculation has been improved compared to the initial parameters in Chapter II to match the stated requirements), the length the maximum

mango of the mango is 150 mm, the maximum width of the mango is 80 mm, to meet the minimum yield of 3 tons/hour, when calculating the minimum conveyor length is 1850 mm. The distance between the two conveyor rollers is 90 mm to ensure that the mangoes do not touch during the transmission, making it easy for the camera to scan each mango.

With a distance of 2 conveyor shafts 1850 mm, 20 spaces are available. Conveyor width 1050 mm, divided into 3 channels leading to mangoes. Each row of tendons lifts 3 mangoes, averaging about 0.3kg/fruit. It follows that 1 rotation of the conveyor (9 ledges) can lift 9 left. The maximum total number of mangoes on the conveyor is 60 to meet the required yield.

With the calculated parameters, the relationship between conveyor belt speed, camera processing speed and system processing speed:

Velocity of inner conveyor (3.2):

$$v = \frac{z.t.n}{60000} = \frac{38.12,7.23}{60000} = 0,14m / s \quad (3.2)$$

In there:

$z = 38$ (teeth): Number of active disc teeth

$t = p = 12,7$: chain step

$n = 23$ (rpm): Number of active sprocket revolutions

With a camera processing speed of 30 frames per second, it will be easy to scan clearly the defects on the mango.

Working capacity of inner conveyor (3.3):

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

In there:

$F = m.g$, ($m = 102,5$ kg: conveyor volume, $g = 9,8$)

From (3.2), (3.3) inferring that the distance between two consecutive mangoes is 90 mm (which is the distance between the two conveyor rollers) and the processing speed (system capacity) of the grading system.

3.3.2.2. Image preprocessing

3.3.2.3. Image binary

Image binary is the process of converting a gray image into a binary image, shown in (Figure 3.14).

3.3.2.4. Convert RGB color image to grayscale image (Figure 3.14).



Figure 3.14. Convert RGB color image to gray image and Convert gray image to binary

3.3.2.5. Defect detection and defect area calculation

3.3.2.6. Classification based on defect area

Calculate the approximate area of a Pixel.

Results of measuring the actual size of a sample mango and the corresponding number of pixels:

Length (L): 13,69 cm – 426 pixels

Width (W): 8,51 cm – 281 pixels

Hight (H): 7,28 cm – 258 pixels

From this calculate the approximate area of a pixel: $\frac{1369}{4260} \times \frac{851}{2810} = 0,09732 \text{ mm}^2$

Classification: Find the largest defect area if larger or the number of defective areas is larger in the area where each area has a larger area than specified, the mango is rejected (Figure 3.19).



Figure 3.19. Number of disabled areas found

3.4. The image processing system calculates the volume of mango

3.4.1. Method 1 - Split the cut layer calculate the volume of mango

The results of the volume of mango obtained when calculated in Kinect compared to the actual volume (Figure 3.25).

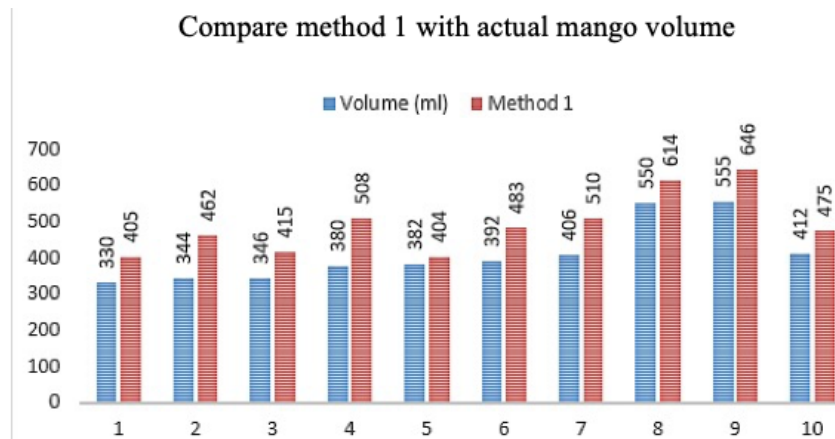


Figure 3.25. Comparison of the volume obtained by method 1 and the actual volume

Conclusion: From the chart Figure 3.25, the difference between the actual volume of mango and the volume found by the shear layer method is quite large. This leads to the classification will not be highly accurate.

3.4.2. Method 2 - Dimension statistics (by volume)

Step 1: Size statistics (by volume)

Step 2: Find the dependency equation

Given 3 input variables (length, width, height) and one output variable (volume), use multivariable regression to find the relationship between them. Just understand that, when using the size of the actual volume of the mango to find the dependent equation, then using the Kinect to calculate the length, width, and height, and with the dependent equation will find the corresponding volume. SPSS software supports multivariable regression to find dependent equations. For input variables and output variables, SPSS will give the most accurate dependent equations and related graphs. Here the input variable is the size of the mango and the output variable will be the volume of the corresponding mango, resulting in (Table 3.1).

Table 3.1. Table of parameters of equations depending on the volume of mango

The variable is dependent	The variable is not dependent	Unnormalization coefficients		Normalization coefficients	t	Sig.
		β	Standard deviation	Beta		
Thể tích	(constant)	-1000.959	62.866		-15.922	.000
	Lenght (mm)	3.249	0.352	0.452	9.237	.000
	Width (mm)	2.956	1.399	0.170	2.113	.041
	Hieght (mm)	10.155	1.491	0.561	6.812	.000

The dependence equation between size and volume (3.5).

$$V = 3.249 * Length + 2.956 * Width + 10.155 * Height - 1000.959 \quad (3.5)$$

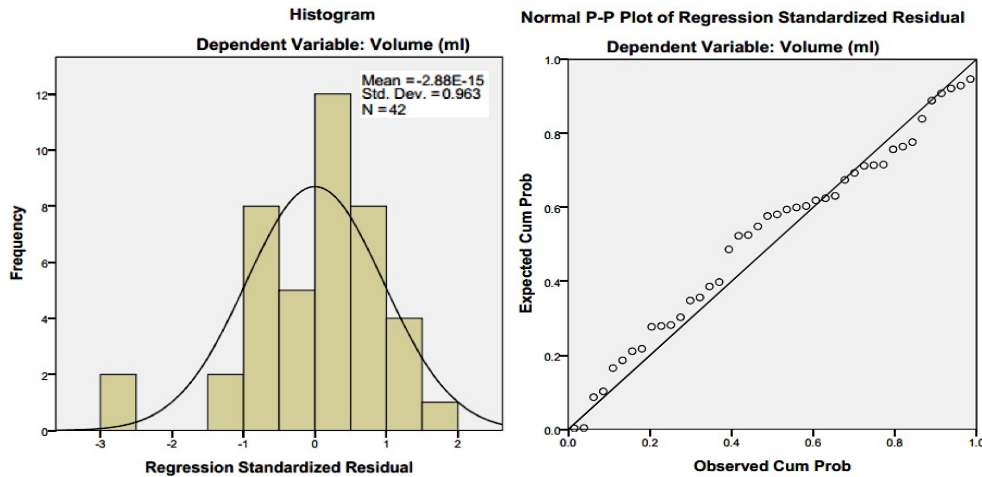


Figure 3.28. Normalized Residual Frequency Histogram and Normalized Residual Histogram Normal P-P

From the chart in *Figure 3.28*, the mean Mean value is close to 0, the standard deviation is 0.963 which is close to 1, so it can be said, residual distribution is approximately standard. Therefore, it can be concluded that: The assumption of the normal distribution of the residuals is not violated.

Then access the Normal P-P normalized residual chart (*Figure 3.28*) and the volume independent variable scatter plot to determine the normal distribution and linear relationship. From the chart in *Figure 3.28*, it can be seen that the percentiles in the distribution of the residuals are concentrated in a diagonal, thus, the assumption of the normal distribution of the residuals is not violated.

Step 3: Find the dimensions via Kinect

Step 4: Calculate the volume of the mango

Based on the dependency equation found from a type of mango, Cat Chu or Cat Hoai Loc, for each type of mango, the length, width and height need to be determined, then the corresponding volume can be deduced.

The results of the volume of mango were obtained when calculated by the Kinect statistical method with the actual volume (*Figure 3.32*).

Comment: From the chart in *Figure 3.32*, it can be seen that the difference between the actual volume and the calculated volume is still quite large. Mainly because the image obtained from the Depth sensor has a low resolution and is susceptible to noise from the environment.

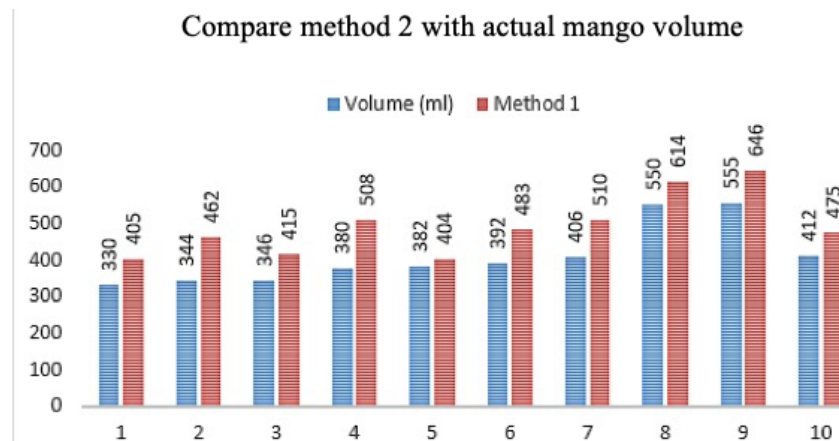


Figure 3.32. Comparison of the volume obtained by method 2 and the actual volume

3.4.3. Mango classification system using Camera – RGB

Statistical method to calculate volume by size:

In the first two steps: Size statistics (by volume) and finding dependent equations, were performed in the Kinect statistical method. So, in this section do not study these 2 steps but move to the next 2 steps.

Step 3: Find the size via Camera

First, in most mangoes there is a certain color threshold. So, we will adjust the threshold and start converting to grayscale image so that the resulting image has the background and mango are 2 separate color values. Here, the threshold for the topic is set at 135 (the color of mango provided by an expert), the threshold of mango ranges from 140-255 (with 5000 Cat Hoa Loc mangoes in Dong Thap).

Draw a rectangle to test whether the pixel size is true or false (Figure 3.35).

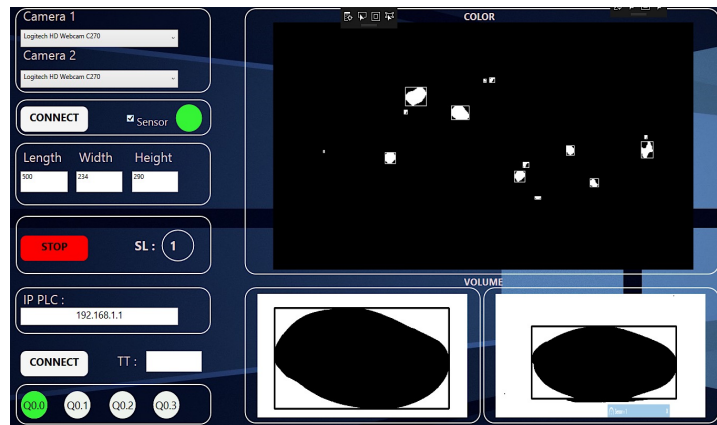


Figure 3.35. Results obtained after determining mango size

Once you have the dimensions in pixels and also get the dimensions of the pixels, just multiply them to get the actual size of the mango.

Step 4: Calculate the volume of the mango

Based on the dependency equation found in the previous method and with the real size found in step 3, substitute the equation to calculate the corresponding volume.

The results of the mango volume were obtained when calculated by the statistical method by size using the RGB Camera.

3.4.4. Results of the method to calculate the volume of mango using image processing

The subject has experimented to choose the most accurate method to calculate the volume of mango.

Through experimental data, it was found that with method 2 (statistical), the mango volume approximated the real mango volume with the lowest error. Therefore, method 2 will be applied on the mango classification system model of the topic.

3.5. Mango weight calculation system for grading

Step 1: Combine sensor and Loadcell

Experiment on 100 mangoes (marked each fruit and run 10 times (round) to check system stability, take the average value of each fruit), experimental data based on data processing value experimental results are considered to have passed [9], with the actual results obtained (Table 3.3).

From the results in the table, it is easy to see that the weight when weighing on the dynamic conveyor will always be less than the original weight by some value. Because the results have a rather high error, adjust parts such as the mango conveyor belt and adjust the control mechanism on the system so that the error is reduced to the allowable level.

The results are entered into Excel to calculate, the relationship between these two quantities (original weight and weight on the conveyor belt) has a linear relationship with each other according to the first-order equation (3.8).

$$\text{Equation to look for: } y = 1,060952497 \cdot x + 63,01837755 \quad (3.8)$$

From equation (3.8) and building blocks in the PLC to calculate the exact volume. Error results (Table 3.3).

Average error $\Delta\delta = \pm 2 \text{ gam} \rightarrow$ acceptable error.

So: The equation is reasonable.

Table 3.3. Error in calculating actual mass of mango and calculated by equation

No	Actual weight	Weight when weighing with conveyor $v = 4,21$ (rpm)	Weight calculated by the equation	Error
1	410.4543	329.5663	412.6726	-2.21827
2	469.9725	382.7528	469.1009	0.8716
3	323.1496	243.6132	321.4804	1.6692
4	551.0186	459.2086	550.2169	0.8017
5	442.9044	356.4762	441.2227	1.6817
6	432.1404	348.2459	432.4907	-0.3507
7	451.4862	367.7153	453.1468	-1.6604
...
98	399.6903	316.5863	398.9014	0.7889
99	393.7589	313.2621	395.3746	-1.6153
100	469.9725	383.5443	469.9407	0.0318

Step 2: Create an array of values in Visual Studio.

Step 3: Calculate the weight of the mango

From the array just created above, use the function to choose the largest value, now that value is the desired mass of the mango.

3.6. The structure of classifying mangoes into each type

The image processing system is responsible for receiving the mango from the mango feeder, moving and taking pictures of the entire surface of the mango, then processing the weight and density (by volume and weight) and classifies them into categories 1, 2 and 3.

3.7. Results of classification of mangoes by weight, volume and defects using image processing

In Chapter II, after completing the mango classification system by weight, this chapter III has successfully applied image processing technology to the mango classification system. Applying image processing technology to the classification system to find a method of classifying mangoes by defects and volume. Set up the dependency equation (3.5) and find out the statistical method (by volume) that gives the lowest mango error result, so this method should be used for the system.

Build control algorithm and by interpolation method to find linear equation of order 1 (3.8). From the equation just found, built in blocks in the PLC to calculate the exact mass, the results find the smallest mass error (< 2 grams), so this method is applied to the distribution system. type.

When calculating the volume and weight, based on the density formula, find out the density of the mango (the allowable density of mango is from 1.0 - 1.1) and use the structure to classify the mango into class 1, 2 and 3.

3.8. Conclusion

The classification system uses image processing technology to achieve the desired classification results. However, the image processing still gives small error results, through extracting images of mangoes with fuzzy defects, or undefined defect areas. To overcome this phenomenon, the study will use the accurate method of predicting mangoes according to defect color thoroughly on the classification system, which is proposed in the next section of chapter IV.

Therefore, in this chapter III will find out a method to determine mass, volume and defect using image processing technology. From there, the weight, volume and defects of the fruit are determined according to the mango standards set out on the classification system. However, this classification system only assesses the quality of the outside of the mango, the quality of the inside of the fruit has not been determined, and there is an error in the classification. To evaluate the quality of the inside of the mango fruit, a method other than image processing must be used, which is to use AI on the above classification system, which will be discussed in Chapter IV.

CHAPTER IV: CLASSIFICATION SYSTEM OF MANGOES USE IMAGE PROCESSING TECHNOLOGY COMBINED AI

In Chapter III, when completing the mango classification system by weight, volume and fruit defects using image processing technology. This classification system only evaluates the external quality of the mango fruit and the image processing system also suffers from errors due to fuzzy or unidentified defects. The solution is to combine the evaluation of the quality inside the fruit, it is necessary to apply AI to the algorithm as well as the problem of determining the quality of the mango. Until this chapter IV, continue to study the mango classification system using image processing technology combined with AI to develop the mango classification system in chapter III. With this classification system, in addition to the image processing system, it will be combined with computer vision and artificial neural networks to accurately classify defects and predict the mango Brix degree. Using 4 modeling methods LDA, SVM, KNN and RF to classify mango accurately. Also the FFNN neural network application correctly predicts the mango Brix degree output.

4.1. Overview of the mango classification system using AI combined image processing technology

In addition to the studies in the review, there are many other studies that have been effective in fruit classification before such as Support Vector Machine (SVM) [90,91,95], Discriminant Analysis (DA) [92,93,96], Random Forest (RF) [98], K_Nearest Neighbors (KNN) [99]. In this study, experiments are proposed with four machine learning methods such as SVM, DA, KNN and RF. The results of the experiments indicated that they give a higher accuracy after analysis than the methods used previously.

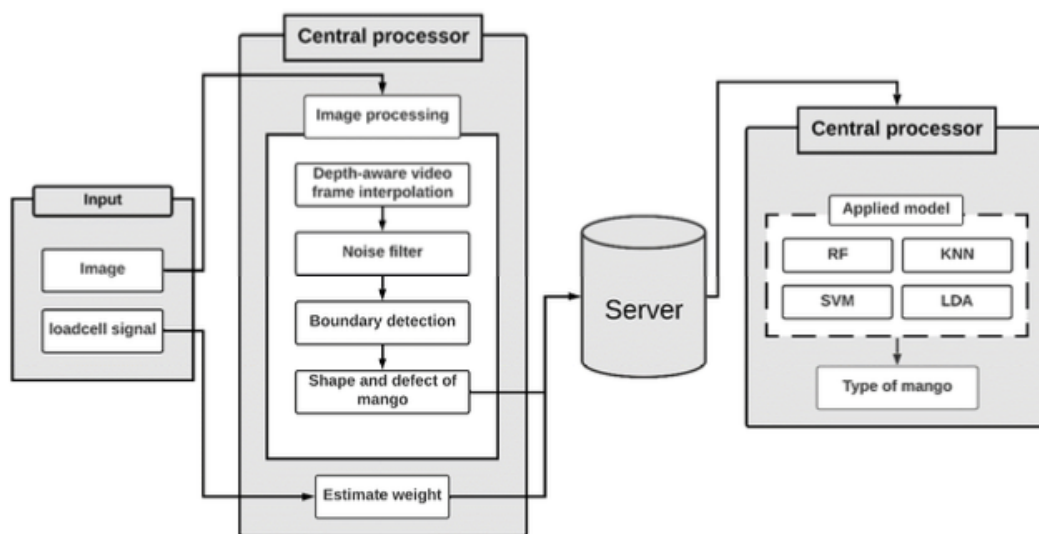


Figure 4.1. Operating procedures of the mango grading system

The four most famous supervised machine learning algorithms discussed include LDA, SVM, KNN, and RF. The process of image sorting mango by machine learning is depicted in the diagram of *Figure 4.1*.

4.2. Prepare data for the grading process

The starting dataset used to train predictive models must be really accurate (accuracy and precision) and diverse. The more data available for training the predictive model, the more accurate the model. Therefore, the study's Measurement and Data Collection took place at any time during mango harvest. Mango data is collected based on actual measurements. Each dimension is measured multiple times.

4.3. Mango grading system using machine vision

In chapter III, a mango classification system has been established according to the mango classification system by color, weight and volume. In this chapter, machine vision will be applied to analyze visible images. This study consists of 3 steps: In the first step, which is the imaging process, in which images are acquired from the image processing chamber through a roller conveyor system. From inside the sealed and illuminated image processing chamber, the image of the mango is captured and saved. In the second step, the captured image goes through multiple processing steps such as fps boost (frames per second), image noise filter, edge detection, and boundary tracking. Finally, the third step is a process where the height, width, and defects are extracted and aggregated into a data set. Research [98] shows an objective view of the accuracy of the threshold method. The threshold method is used to convert the color image into a binary image, which is then processed through the image processing chain. Image processing is performed per frame. The frames are filtered for noise detection, edge detection and boundary tracking from which mango features can be extracted [103].

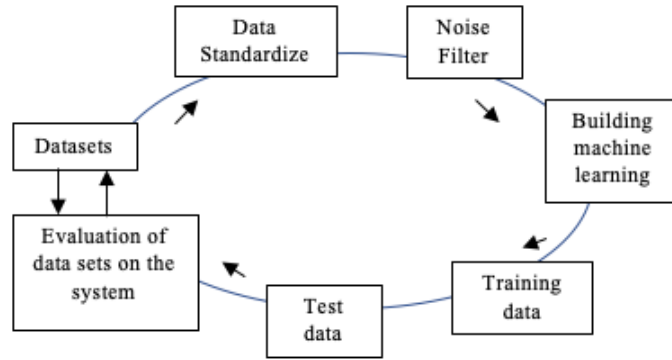


Figure 4.2. Flowchart of the preparation of the mango dataset

4.4. Extracting features outside of the mango image

The images are segmented with 0 for the pixel area of the mango and 1 for the remaining pixel area in each frame. The next task is to calculate the area of the pixels according to the actual size. This is a step that greatly affects the accuracy of the process. With binary images, the pixel area can be estimated as the actual size using (4.20).

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

Since the coefficient K is estimated from approximate variables, the error of K is given in (4.24).

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

Put $de = \sum de_i = \sum he_i \cdot w_i$ is the total area of defects and de_i is the second disability frame i_{th} . Each handicap frame will have a length he_i and the width of w_i . Because both he_i and w_i are all at fault ε , So, disability's fault Δde calculated according to (4.25).

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

In this section, the actual size of the mango is estimated through the implemented algorithms. Based on a series of calculation formulas, the size of the image is determined according to the actual size with an acceptable error. The estimation process is calibrated depending on the hardware of the machine. In addition, mango surface defects were detected to determine the total defect area.

4.5. Estimated weight and density of mango

During image processing, mango orientations are presented at random, however, the size of mango is determined from a rectangle covering the mango based on image processing algorithms. In some references there are three variables for

determining mango mass. However, based on other studies [103], [98] showed that width (wi) and height (he) are related, so both can be replaced by two variables like width (wi) and height (he).

The data collected from the image shows the relationship of the variables and the mass depending on the two variables, height (he), width (wi). For confirmation, a practical procedure to measure actual mango was performed with variables such as height (he), width (wi) and mass (V) in n mango samples. The task is to predict the volume with variable height and width.

4.6. Method of machine learning model on classification system

A new self-learning system for the K-Nearest Neighbors method is proposed to automatically detect the color threshold of mangoes in the mango recognition problem. Pose a combined model of a Multi-Layer Feed-forward Neural Network and a self-learning algorithm to predict the Brix of a mango based on fourteen features (length, width, thickness (height)), weight, density, R1, R2, R3, G1, G2, G3, B1, B2, B3).

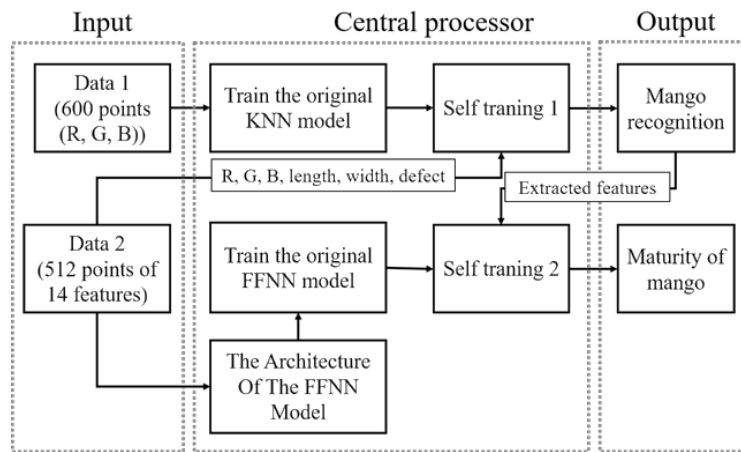


Figure 4.8. Self-learning system model for the K-Nearest Neighbors method

Stage 1 - Training model; Stage 2 – Image recognition; Stage 3 – Image processing; Stage 4 – Update data.

4.7. Classification of mangoes using LDA, SVM, KNN and RF modeling methods

From different mango seasons, 4983 mango samples were measured accurately and carefully (Each fruit from 300-500 grams includes 3 types of mango as prescribed, each month sampling is enough for testing [8]. from each month are shown in *Table 4.1*. Mango data are collected based on actual measurements where length and width (height, width, size of defect) are measured by Mitutoyo tools with accuracy of 0.05mm In addition, the weight of each mango is measured by an electronic scale based on a conveyor sensor with an error of 0.01g.

Bảng 4.1. Số lượng mẫu xoài đo mỗi tháng

Month	11	12	2	3	4	5	6
Samples	982	691	492	542	631	998	647

In addition, the volume (V) of mango is measured by overflow flask method with 1000ml glass flask equipment and 0.4ml error for which the measurement methods are strictly implemented to ensure accuracy. Each quantity is measured 10 times. The average value of the measurements is calculated. Where n is the measurement time.

In this study, supervised Machine Learning models are used to predict mango varieties. There are four algorithms to apply and implement LDA, SVM, KNN and RF equipped with mango data and their accuracy will be displayed. The dataset was generated by manually classifying mangoes based on density (D), volume (V) and defects (de). This manual grading is done by mango experts. Labeled grades including G1, G2 and G3 of mango were measured in D , V and de from the four extracted characteristics de , we , wi and le (*Figure 4.20*).

The data set is divided into three parts as training data, validation data and test data. In the outer layer, 10% of the original data is extracted as test data to determine the performance of the models. The rest of the data is used to develop

a model. 90% of the original data is used in the inner layer to tune the parameters. That data is split into training data for the model to provide prediction or quality assessment, validation data is to evaluate the model's accuracy and select the best parameters of the model based on given outputs objectively. The training data is used to train the model to make predictions and the validation data to objectively check the accuracy of the model based on the given output.

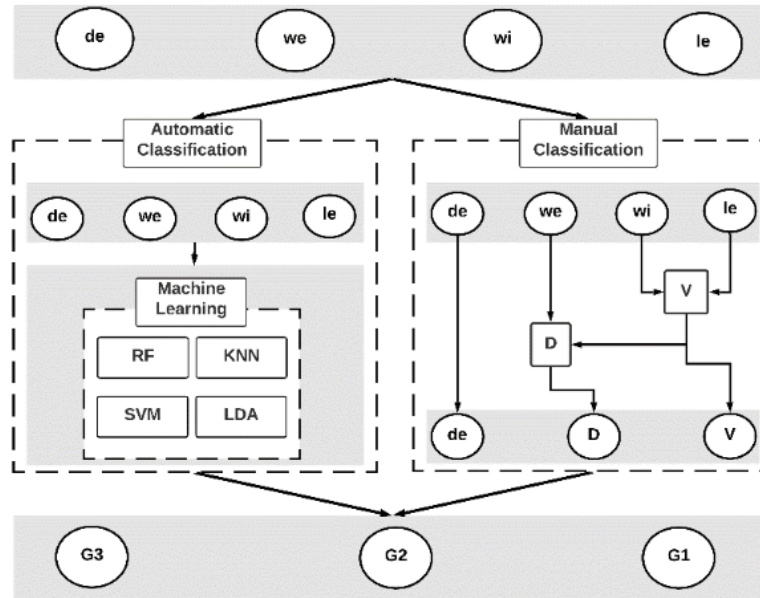


Figure 4.20. Classification system process using machine learning for 4 models LDA, SVM, KNN and RF. The experiments in *Table 4.4* show that the estimated results are very small.

Table 4.4. Actual dimensions of height, width and defect variables

Index	Height (mm)			Width (mm)			Defect (mm ²)		
	Actual size	Estimated size	Error	Actual size	Estimated size	Error	Actual size	Estimated size	Error
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

In this section, an overview of the entire dataset is considered and the most appropriate data processing steps are performed before applying the algorithms. The data will be checked and removed for strange values in *Table 4.6*.

Table 4.6. Table of variables range of data

	Type 1	Type 2	Type 3	Total	Difference
Weight	400 – 520	330 – 380	170 – 300	170 – 520	350
Height	125 – 135	118 – 120	105 – 115	105 – 135	30
Width	85 – 88	77 – 83	71 – 75	71 – 88	17
Defect	1 – 3	1.2 – 3.5	3.8 – 9	1 – 9	8

In the extracted dataset, the distribution of data among the variables is very different, so it is necessary to normalize the data. The method Z-score was used, the values were standardized with the constraint $[-3,3]$. This is normalized data. Mango data of 4983 mangoes were used to train the LDA, SVM, KNN and RF models.

The dataset with 4983 data samples was extracted and aggregated from the image and the conveyor. The dataset was divided into three parts with 3194 used for model training, 771 used for validation and 1035 used for testing. The visualization of the training dataset is shown in *Figure 4.29*.

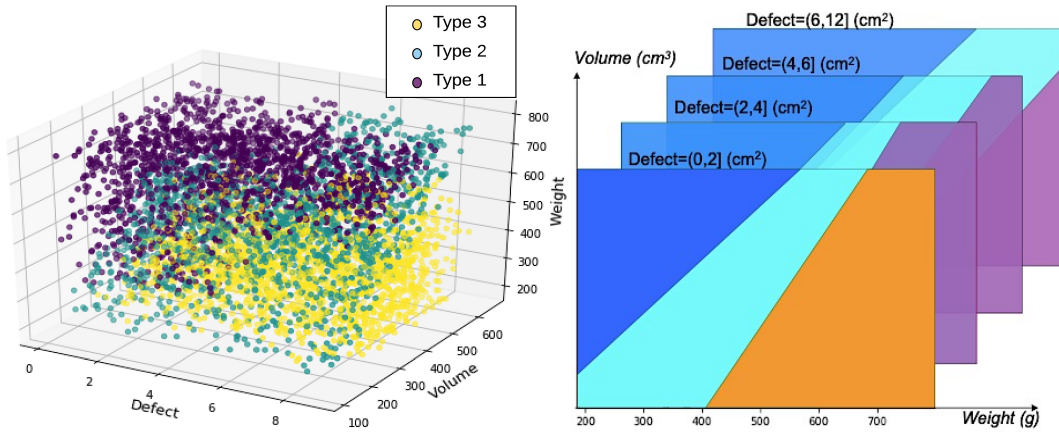


Figure 4.29. Visualization of training data and defect limitation in LDA model classifier

The mango types in *Figure 4.29* that distribute data points at the periphery seem easy to classify, but when approaching the center, the division of mangoes becomes complicated and does not seem to follow an easy-to-understand rule that will make it difficult for classification algorithms.

The training dataset used to train four models LDA, SVM, KNN and RF respectively. The LDA model was first started with relative accuracy of 91.9%. The mangoes are well segregated in the defect data regions (0,2), (2,4) and (6,12) where the predicted mangoes are close to the actual data. However, the error increases sharply in the defect region (4,6). Since grades 1, 2, and 3 mangoes are separated by straight lines, there is an imprecise division between the two mango types in the defect zones (4,6) that are large areas of intersection between the two types.

The second model used is the SVM model, which, similar to LDA, divides the mango for the hyperplane. Training results give good results with 97.3% accuracy. Since the accuracy of the SVM model depends on the kernel function, the consistency of the model depends on the form of the kernel function displayed in.

Although the classification of the SVM model is very reliable, there are still incorrect assumptions between the intersection areas of the mango type. One algorithm that can solve this problem is KNN, an algorithm that works and makes predictions based on surrounding points. The number of points around the prediction point affects the classification result of the predicted point and the dependence of the model's accuracy on the number of neighbors displayed in.

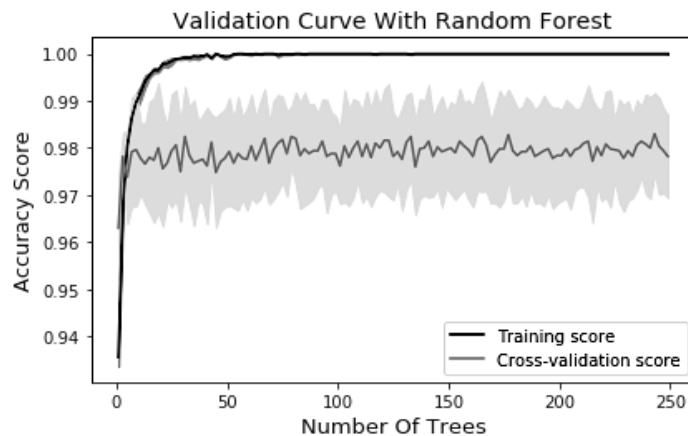


Figure 4.36. RF confirmation curve

The final RF modeling approach will solve most of the shortcomings of the three models mentioned above. First, in order to have a good model for classification, the number of trees in the forest shown in *Figure 4.36*, needs to be controlled so that the model accuracy is best.

In *Figure 4.38*, the number of trees in the forest greatly affects the accuracy of the RF model. When increasing the number of trees, the accuracy of the RF model ranges from 97 to 98.3% from the 14th tree onwards. Therefore, to ensure the stability and training speed of the number of trees, 27 are selected for the parameter of the RF model.

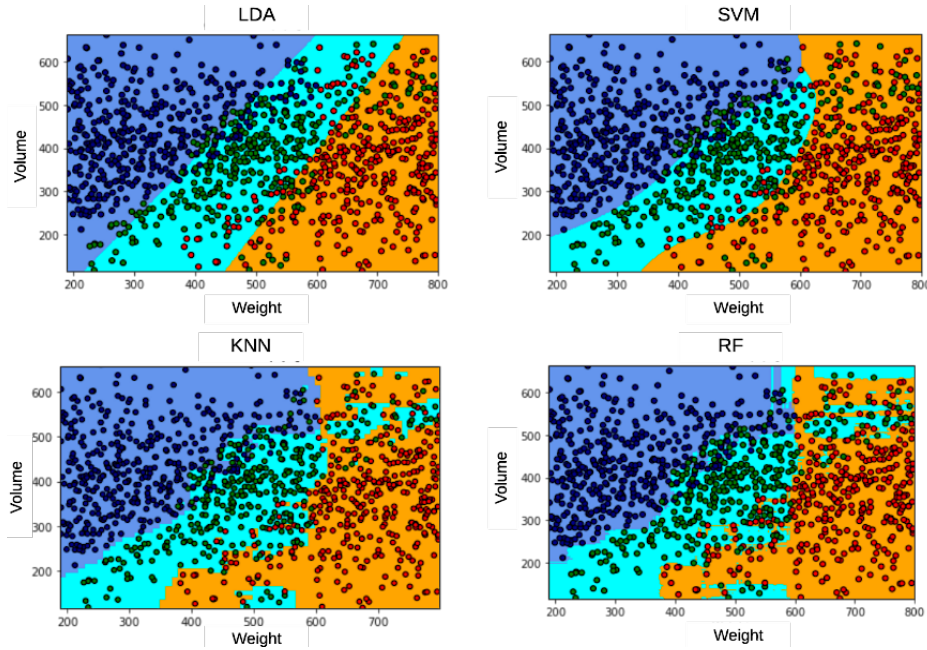


Figure 4.38. Compare four models including LDA, SVM, KNN and RF

Table 4.9. Accuracy of models

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)	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
KNN	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

In this model, the disadvantages of the previous models are addressed in the mango classification in all defect ranges (0,12) which are clearly and precisely defined by the legal classification system. The mango classification and the classification method of the RF model tend to be identical when classified according to a set of rules which is the reason for the high accuracy. Based on the experimental part of four modeling methods LDA, SVM, KNN and RF, the final selected model will be used for mango classification as RF. The problem affecting the accuracy in the classification process is that the boundary between mango varieties is not fixed and interwoven. The RF model handled this very well. The precision in which the boundary between the mango is very complex can be clearly seen.

In *Figure 4.8* and *Table 4.9*, the models work more than 90% correctly. The best performing model is RF with 98.1% accuracy. The models used for previous mango taxonomy studies did not perform as well as the RF model. The best yield when predicting type 1 with RF model is 99.4% and type 3 is 98.6%, type 2 always has many errors in guessing. The best error with KNN is 94.6%. The reason for the error in type 2 is too much noise between types 2 and 1, types 2 and 3 in the training data. The relationship between types 1, 3 and 2 is not really clear in separating types 2 from the other two. The accuracy of the models is significantly reduced due to errors in the type 2 prediction. This suggests that the type 2 will be at risk of errors. The rate at which the type 2 model data enters the remaining categories is almost the same in the LDA, SVM, and KNN models. However, with the RF model, this ratio is significantly different when the data guessing rate of type 2 to type 1 is smaller than that of type 2 compared to type 3.

4.8. The results of mango classification using LDA, SVM, KNN and RF models

The classification models have been implemented with the support of machine learning algorithms. The implementation of mango classifier is based on applying image processing technology to process mango capture images and then using four modeling methods LDA, SVM, KNN and RF to automatically classify mangoes. There are several conclusions:

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

The supervised ML machine learning solution can maintain high prediction accuracy for different mango varieties. However, the same should be applied to mangoes as sample mangoes.

Since the mango type is classified based on the rules and relationships of the mango feature, the RF modeling approach has an advantage over other methods when it comes to classification based on the rules generated from input variables.

In this study, RF modeling method is proposed to predict mangoes in Vietnam and have successful results with an accuracy of 98.1%. In addition, to determine the quality components inside the fruit, here is the degree of Brix of the mango and the application of an artificial neural network to evaluate and determine the Brix level, and at the same time evaluate the quality of the inside of the fruit.

4.9. Prediction of Mango Brix using AI combined image processing technology

4.9.1. Determining factors dependent on Brix mango

The survey carefully measured the size, weight and volume of 4983 mango samples and calculated the random error of each mango. Measurement error is less than allowable error, so this data is reliable. Therefore, this data will be considered as the test data size of mango. The next problem is to process the images of these mangoes to their actual size and evaluate their accuracy. All mangoes are graded according to expert standards applied by all farmers. From the distribution table above, the input variable affecting Brix degree is defined as the size, mass and volume of the mango, and the output variable will be the Brix degree on the standard scale of the corresponding mango (*Table 4.10*).

Table 4.10. Table of parameters of equations depending on the degree of Brix mango

The variable is dependent	The variable is not dependent	Unnormalization coefficients		Normalization coefficients	t	Sig.
		β	Standard deviation	Beta		
Brix	(constant)	-150.593	3.483		-1.238	.000
	Khối lượng (kg)	4.865	0.259	0.187	4.659	.001
	Hieght (mm)	7.495	0.328	0.294	7.382	.001
	Width (mm)	5.573	0.589	0.342	3.583	.002
	Volume (lít)	5.683	0.244	0.201	3.221	.0017

Based on *Table 4.10*, the equation of dependence between the input variables and Brix degree of mango in (4.53).

$$Brix_{level} = 4.865 * Weight + 5.573 * Width + 7.495 * Height + 5.683 * Volume - 150.593 \quad (4.53)$$

4.9.2. Algorithm and control program on AI to determine Brix mango

The predicted Brix degree of the output layer is defined in (4.58).

$$B = \sum_{k=1}^n (W_k^{N_L} \cdot x_k^{N_L}) + b_k^{N_L} \quad (4.58)$$

Self-study method in the problem of determining Brix of mango: Stage 1 – Training the FFNN model; Stage 2 – Error assessment and data update

4.9.3. Optimal Neural Network for Brix Mango Degree Prediction

From the algorithms, build a neural network that predicts Brix degree of mango: choose the number of input units in this network to be 4, because these are the 4 influencing characteristics, most necessary to predict the degree of Brix. Brix of mango.

The output will be degrees Brix (an integer) which means it's a regression equation problem so the number of output units is one. In addition, the ReLU functions are applied to the hidden layers, and the final layer is linear because it is a regression equation.

The number of hidden layers is also an important issue in neural networks. Change the number of hidden layers and the number of units in the hidden layers to find the most optimal value of the value function and that have the same number of units in each hidden layer.

$$\begin{aligned} \delta\theta &= \theta * (2 * \varepsilon) - \varepsilon \\ \forall \theta &\in [-\varepsilon, \varepsilon]. \end{aligned} \quad (4.61)$$

The next step is to execute the command forward $h_0(x^{(i)})$ to get with any parameters $x^{(i)}$. Then execute the value function to see the error value (Figure 4.44).

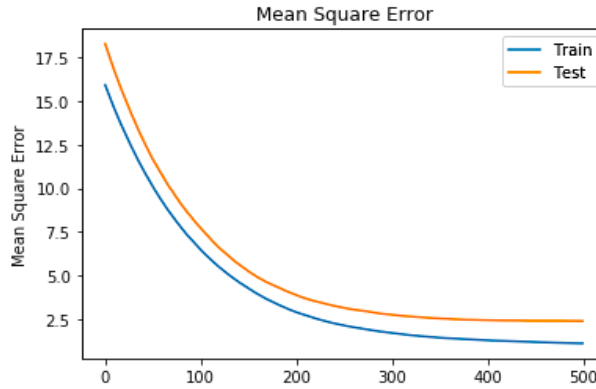


Figure 4.44. Value function graph for each iteration

Then execute the backpropagation command to compute the partial derivatives (4.62) and use a method known as the slope test to confirm that the backward command is running fine.

$$\frac{\delta}{\delta\theta} \approx \frac{J(\theta + \varepsilon) - J(\theta - \varepsilon)}{2\varepsilon} \quad \text{with } \varepsilon = 10^{-4} \quad (4.62)$$

With the input parameters of mango: variable mass (K), variable width (R), variable height (C), and variable volume (T).

Finally, use the optimization equation and the Adam decay ratio to minimize the value function with the weights in theta. After adjusting the training set and evaluating the set validation and finding the optimal model, a network with 1 hidden layer with n nodes is chosen for speed optimization and lowering the value of the value function. The optimal neural network was able to predict the Brix of each mango based on weight, length, width and volume (Figure 4.46) with 98% accuracy on the test set.

4.10. Results of AI application predicting Brix mango

Successfully applied research methods to predict mango accuracy and selected RF modeling methods with accurate mango prediction results up to 98.1%. Combined with the use of artificial neural networks to predict and evaluate the

Brix level of mangoes with 98% accuracy. Since then, a high-performance mango classification system using AI combined image processing technology is completed and effectively tested.

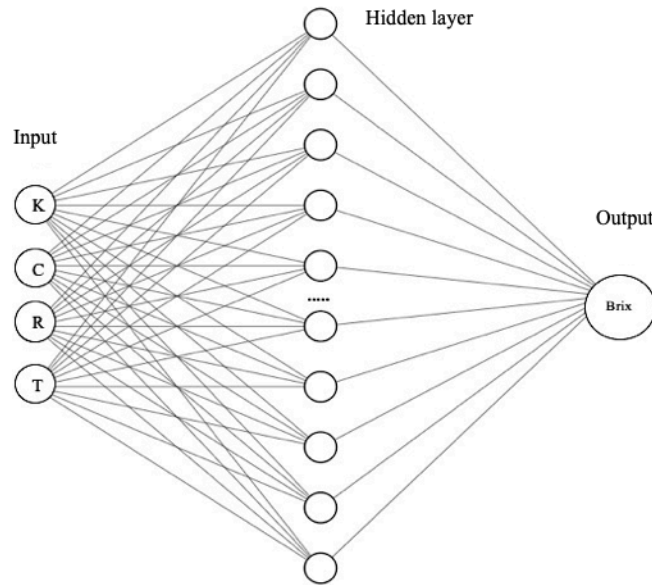


Figure 4.46. An optimal neural network to predict the mango Brix degree

4.11. Conclusion

The image recognition and processing system because the input data source of the defects is not much, so initially the system to process the signals about the defects still has many errors, but when proposing and using Machine Learning so that the system can automatically collect and update defects on mango, so the accuracy is improved significantly. Put the Machine Learning algorithm into the classification system so that the system can overcome the errors of misplaced mango trays and mango defects by self-collecting and processing the data through many samples. Improve the whole system, choose the correct parameters for the parts needed for the control circuits, choose the exact parameters of the components that make up the classification system.

The mango classification system in this topic can be applied in the classification of input materials in other agricultural products when adjusting the system configuration and the classification algorithm for that agricultural product. The machine can learn and adjust the grading requirements for different mangoes or other fruits. The published studies of this topic on the application of AI in mango classification show the feasibility of the system in replacing humans in classifying mangoes as well as other agricultural products.

Previous studies have shown an objective view of the accuracy of the threshold method. For this study, the thresholding method is used to convert color images to binary images, then the images are processed through a series of image processing morphologies. Image processing is done on a frame-by-frame basis. The frames are filtered for noise filtering, edge detection and boundary tracking from which mango features can be extracted. The structure of the hardware as well as the image processing chamber is studied based on the performance and productivity requirements of the system, so the moving mango stream must be processed continuously during the sorting process. So, the extraction of mango characteristics will be done according to the procedure.

The implementation of mango classification is based on applying image processing technology to process mango capture images and then using four modeling methods LDA, SVM, KNN and RF to automatically classify mangoes. The prediction results of the RF machine learning monitoring model mentioned in this study have a high accuracy of 98.1%.

After adjusting the training set and evaluating the set validation and finding the optimal model, a network with 1 hidden layer with n nodes is chosen for speed optimization and lowering the value of the value function. The optimal neural network can predict the Brix of each mango based on weight, length, width and volume with 98% accuracy.

CHAPTER V: CONCLUSION

5.1. Discussion

In the process of researching and experimenting with the mango classification system, we have conducted an analytical assessment of the factors affecting the classification system, thereby proposing solutions to overcome. Processing experimental data, proposing some solutions to improve related systems to improve the efficiency of using this system (the system of classification by weight of mango in chapter II). As for the factors affecting the classification system and solutions to overcome, in general, the factors affecting the thing can be easily overcome, so it does not have a great influence on the classification system.

The experimental treatment methods and data provided have basically met most of the current requirements of accurately classifying each type of mango by weight, volume and defects. Although there are still errors in the image processing to detect defects (classification of mangoes according to defects in Chapter III), the classification system using Machine Learning should use a long time, the data will be The more the machine collects, the higher the accuracy will be.

Using a high-resolution RGB camera helps to improve the processing of digital image signals (chapter III), and at the same time allows the machine to work with different types of mangoes so that the machine can learn defects. on different types of mango improves the accuracy of the classification process (Chapter IV).

The image recognition and processing system because the input data source of the defects is not much, so initially the signal processing system of the defects still has many errors, but it is proposed and conducted to use Machine Learning for The system can automatically collect and update defects on mangoes, so the accuracy is greatly improved. Put the Machine Learning algorithm into the classification system so that the system can overcome the errors of misplaced mango trays and mango defects by self-collecting and processing the data through many samples. Improve the whole system, choose the correct parameters for the parts needed for the control circuits, choose the exact parameters of the components that make up the classification system.

Previous studies have shown an objective view of the accuracy of the threshold method. For this study, the thresholding method is used to convert color images to binary images, then the images are processed through a series of image processing morphologies. Image processing is done on a frame-by-frame basis. The frames are filtered for noise filtering, edge detection and boundary tracking from which mango features can be extracted. The structure of the hardware as well as the image processing chamber is studied based on the performance and productivity requirements of the system, so the moving mango stream must be processed continuously during the sorting process. So, the extraction of mango characteristics will be done according to the procedure.

In the study, the evaluation process was carried out as well as comparing the value of mango on the actual scale and the value taken from the Loadcell's controller. During processing, the signal is always noisy, causing the loadcell's measurement results to be inaccurate. Therefore, all signals from the load cell are passed through a Kalman noise filter, where too large variations are discarded. After receiving the weight signal from the Loadcell, these signals will be decoded and evaluated to give the actual weight of the mango. This mass result is influenced by the position of the mango on the tray. Therefore, the position of the mango on the tray will be checked by the camera. The estimated weight values will be synchronized with the height, width, defect giving the result of forming a closed loop.

To determine the fruit density (3.9), the processor continues to receive the estimated mass and volume values of the mango fruit, calculates the density value of the fruit and compares it with the standard density value. The processor will transmit a signal to the motor to classify the mango. Thus, the assessment of the accuracy of the mango quality control department based on the standard density range has been performed. Thus, it can be seen that the method of assessing the quality of mangoes based on the proportion comparison achieves very high accuracy.

5.2. Conclusion

5.2.1. Research results on experimental model of mango classification system by weight

The automatic mango classification system by weight has completed the model and comes into operation (*Figure 2.11*).

The mango classification system has been and will be combined with image processing technology and AI application to form a mango classification system according to the subject's objectives.

5.2.2. Results of classifying mangoes by weight, volume and defects using image processing technology

The automatic mango classification system by weight, volume and defect using image processing technology has been completed. From this system, the dependent method (3.5) was established and a statistical method (by volume) to determine the volume of mangoes gave the lowest error results, so the study used this method for the system. classification system.

From the classification system, a control algorithm and interpolation method have been built to find a linear equation of order 1 (3.8). From the equation just found, built in blocks in the PLC to calculate the exact weight, the results find the smallest mass error (≤ 2 grams), so this control method is applied to the classification system.

When calculating the volume and weight from the classification system, based on the density formula (3.9) find out the density of the mango (permissible density of mango from 1.0 -1.1) and from the classification system. using a structure to classify mangoes into categories 1, 2 and 3.

5.2.3. Results of the mango classification system using AI combined image processing technology

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

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

The supervised ML solution can maintain high prediction accuracy for different mango varieties. However, the same should be applied to mangoes as sample mangoes.

Since the mango type is classified based on the rules and relationships of the mango feature, the RF modeling approach has an advantage over other methods when it comes to classification based on the rules generated from the input variable.

In this study, RF modeling method is proposed to predict mangoes in Vietnam and have successful results with an accuracy of 98.1% (*Table 4.9*).

The optimal neural network can predict the Brix of each mango based on weight, length, width and volume with 98% experimental accuracy (*Table 4.11, Figure 4.46*).

5.2.4. Results using the experimental mango classification system

The thesis has completed the set goal of researching a high-performance mango classification system using image processing technology and artificial intelligence (*Figure 4.47*).

Efficient use of the system: the capacity of the sorting machine is over 3 tons/h, the system can run continuously for 18 hours/day. The productivity per day is 54 tons, increasing the capacity many times compared to the manual method, solving the limitations of the traditional sorting method (*Figure 4.48*), the grading system can be replaced. more than 20 skilled workers, reducing costs and ensuring 98% classification accuracy (*Figure 4.49*).

5.3. Theme development orientation

When developing and optimizing classification methods using image processing technology combined with AI in the mango classification system, the system can also classify other agricultural products such as grapefruit, lemon, tomato, etc. change some elements, control structure, actuator structure. Contributing to the application of high-tech science and technology to research, production and trade.