



HỘI TỰ ĐỘNG HÓA VIỆT NAM
TRƯỜNG ĐẠI HỌC HÀNG HẢI VIỆT NAM
SỞ KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ TP. HẢI PHÒNG



TUYỂN TẬP

HỘI NGHỊ - TRIỂN LÃM QUỐC TẾ LẦN THỨ 7 VỀ ĐIỀU KHIỂN VÀ TỰ ĐỘNG HÓA VCCA 2024

ĐƠN VỊ BẢO TRỢ



ĐƠN VỊ TÀI TRỢ HỘI NGHỊ



NHÀ XUẤT BẢN HÀNG HẢI - 2024

Phân loại độ chín của sầu riềng trước khi thu hoạch sử dụng giải pháp thu âm giá rẻ và mô hình máy học

Classification of Durian Maturity before Harvesting Using a Low-cost Recording Solution and Machine Learning Model

Nguyễn Hữu Phước, Dương Thanh Phong, Huỳnh Việt Lam và Trần Nhật Thanh*

Khoa Tự động hóa, Trường Bách Khoa, Trường Đại học Cần Thơ

Email: nhutthanh@ctu.edu.vn

Abstract

Durian is a fruit that needs to be harvested when it is full maturity to achieve the best quality. Therefore, accurately assessing the maturity of durian to harvest at the right time is of great interest. In this study, a low-cost recording solution is proposed to classify the maturity of durian fruit before deciding to harvest it. A compact, low-cost recording system with the ability to eliminate disturbing sounds in the field was designed. The reflected sound when tapping a durian fruit was recorded in the durian field and converted to the frequency domain to extract the frequency with the largest amplitude. Then, several popular machine learning models were built based on the highest frequency to classify the maturity of durian fruit with an accuracy of 96.3%. This study results show that the proposed solution has a great potential in assessing the maturity of durian fruit before harvesting in the field.

Keywords

Classification of durian maturity, machine learning model, low-cost recording solution, sound isolation.

Tóm tắt

Sầu riềng là loại trái cây cần được thu hoạch khi đủ độ chín để đạt được chất lượng tốt nhất. Vì thế, việc xác định chính xác độ chín của sầu riềng để thu hoạch đúng thời điểm là rất quan trọng. Trong nghiên cứu này, một giải pháp thu âm giá rẻ được đề xuất để đánh giá độ chín của quả sầu riềng trước khi quyết định thu hoạch. Một hệ thống thu âm nhỏ gọn, chi phí thấp và có khả năng loại bỏ âm thanh gây nhiễu từ môi trường xung quanh đã được thiết kế. Âm thanh phát ra khi gõ vào quả sầu riềng đã được thực nghiệm thu âm tại vườn và được chuyển về miền tần số để trích xuất tần số có biên độ lớn nhất. Sau đó, một số mô hình máy học phổ biến đã được xây dựng dựa vào tần số lớn nhất để phân loại độ chín của quả sầu riềng với độ chính xác 96.3 %. Kết quả thực nghiệm của nghiên cứu này cho thấy giải pháp đề xuất có một tiềm năng lớn trong việc đánh giá độ chín của quả sầu riềng trước khi thu hoạch.

Từ khóa

Phân loại độ chín sầu riềng, mô hình máy học, giải pháp thu âm giá rẻ, cách âm.

1. Giới thiệu

Sầu riềng (*Durio zibethinus* Murr) là một loại trái cây mang lại giá trị kinh tế cao và được trồng ở nhiều nơi trên thế giới. Ở Việt Nam, ngoài giống sầu riềng Monthong được trồng khá phổ biến thì giống sầu riềng Ri-6 cũng là một trong những giống được lựa chọn trồng nhiều nhất. Sầu riềng Ri-6 có khả năng sinh trưởng mạnh, cho quả sau 4 năm trồng, quá trình phát triển của quả diễn ra trong khoảng 97 ngày sau khi đậu quả [1].

Sầu riềng cần được thu hoạch ở một độ chín thích hợp để đảm bảo chất lượng tốt nhất khi đến tay người

tiêu dùng. Nếu quả sầu riềng được thu hoạch khi chưa đạt độ chín thì chúng sẽ không đạt được chất lượng mong muốn. Nếu quả được thu hoạch vào giai đoạn quá chín thì thời gian để lưu hành của quả trên thị trường sẽ bị giảm xuống đáng kể.

Hiện nay, việc đánh giá độ chín của quả sầu riềng được thực hiện chủ yếu dựa vào kinh nghiệm của người đánh giá. Người trồng sầu riềng có kinh nghiệm sẽ dùng một số biện pháp để ước tính độ chín của quả sầu riềng chẳng hạn như dựa vào số ngày từ khi đậu quả, dựa vào hình dáng và kích thước bên ngoài, dựa vào mùi, màu sắc, hoặc âm thanh khi gõ vào quả. Tuy nhiên, việc đánh giá dựa vào kinh nghiệm này chỉ được thực hiện bởi một số ít người đủ kinh nghiệm và các kết quả đánh giá này cũng chỉ là ý kiến chủ quan của người đánh giá.

Do đó, việc đánh giá khách quan độ chín sầu riềng bằng các giải pháp khoa học đã được quan tâm. Một số nhóm nghiên cứu đã tiến hành thử nghiệm một số kỹ thuật hiện đại để đánh giá độ chín của quả sầu riềng như X-quang, quang phổ, ảnh nhiệt, điện trở kháng, nồng độ khí ga và phương pháp âm thanh.

Đối với kỹ thuật X-quang, Yantarasi và các cộng sự [2] đã sử dụng ảnh chụp X-quang để xác định độ chín của quả sầu riềng. Kết quả của nghiên cứu này cho thấy có thể dựa vào ảnh chụp X-quang để quan sát được phần thịt quả và đánh giá được chất lượng bên trong của quả sầu riềng. Tuy nhiên, giải pháp này gặp phải hạn chế đó là thiết bị chụp X-quang thường có kích thước lớn, giá thành cao và khó có thể triển khai thực tế tại vườn trồng sầu riềng.

Một nghiên cứu điển hình trong việc sử dụng kỹ thuật quang phổ để đánh giá độ chín của sầu riềng là nghiên cứu của Worasak và các cộng sự [3]. Họ đã phân biệt sầu riềng chưa chín, gần chín và chín bằng

cách đo gián tiếp độ hấp thụ ánh sáng tại phần vỏ và cuống của quả sầu riêng với độ chính xác phân loại đạt 94.4 %. Tuy nhiên, hạn chế chính của phương pháp này là quả sầu riêng cần phải được cắt khỏi cây để đưa vào thiết bị đo và các máy đo quang phổ thường có kích thước lớn, chi phí cao và quá trình xử lý dữ liệu phức tạp, khó áp dụng vào môi trường thực tế tại vườn.

Maimunah và các cộng sự [5] đã sử dụng giải pháp ảnh nhiệt để phân loại sầu riêng thành 3 loại gồm chưa chín, chín, và quá chín với độ chính xác đạt được cao nhất là 97%. Yingyos Thipsirach và các cộng sự [6] đã sử dụng ảnh màu kết hợp với mạng nơ-ron nhân tạo để phân loại độ chín của sầu riêng với kết quả dự đoán cao nhất đạt 100%. Mặc dù độ chính xác phân loại rất tốt nhưng các giải pháp chụp ảnh này thường khó thực hiện được trong điều kiện thực tế tại vườn trồng sầu riêng vì các quả sầu riêng có thể bị che khuất bởi thân cây, lá và có nhiều vị trí khó quan sát được bằng máy ảnh.

Anupun và các cộng sự [7] đã sử dụng giải pháp đo điện trở kháng của quả sầu riêng để phân biệt quả chín và quả chưa chín với độ chính xác đạt được là 83.4 %. Tuy nhiên, đây là giải pháp đo xâm lấn một phần vào quả sầu riêng nên có thể làm ảnh hưởng đến chất lượng của quả sau khi đo.

Giải pháp pháp sử dụng nồng độ khí ga kết hợp với mạng nơ-ron nhân tạo cũng đã được Muhammad và các cộng sự [8] sử dụng để đánh giá độ chín của sầu riêng với độ chính xác đạt được là 91%. Trong phương pháp này, quả sầu riêng cần đặt trong một buồng kín để đo nồng độ chất khí của quả. Do đó, phương pháp này chưa phù hợp cho việc đánh giá độ chín của sầu riêng tại vườn.

Ngoài ra, việc ứng dụng phương pháp âm thanh trong việc đánh giá và phân loại độ chín của quả sầu riêng cũng đã được nhiều nhóm nghiên cứu quan tâm do đây là giải pháp chi phí thấp và có độ chính xác cao [9-16]. Trong nghiên cứu của Anupun và các cộng sự [9], họ đã xác định độ chín của quả sầu riêng bằng cách sử dụng một microphone được kết nối với máy tính và dùng một thanh gỗ để gõ vào quả, sau đó mô hình hồi quy tuyến tính đã được áp dụng với hệ số xác định $R^2 = 0.713$. Phương pháp này chủ yếu dựa vào sự khác biệt về tần số âm thanh khi gõ vào các quả sầu riêng có các độ chín khác nhau. Ngoài ra, Tantisopharak và các cộng sự [10] đã xác định độ chín của quả sầu riêng bằng cách mô hình hóa và mô phỏng tần số cộng hưởng dựa vào các đặc tính lý hóa của quả sầu riêng. Kết quả mô phỏng chỉ ra rằng tần số tự nhiên của quả sầu riêng thay đổi theo độ chín của quả. Tuy nhiên, các nghiên cứu sử dụng phương pháp âm thanh này đều được thực hiện trong phòng thí nghiệm hoặc nơi yên tĩnh, không bị ảnh hưởng bởi âm thanh gây nhiễu từ môi trường. Điều này cho thấy giải pháp âm thanh này cần được tiếp tục cải tiến để tạo ra các thiết bị nhỏ gọn, chi phí thấp và thực nghiệm trực tiếp tại vườn trồng sầu riêng nơi mà có nhiều âm thanh gây nhiễu có thể xảy ra.

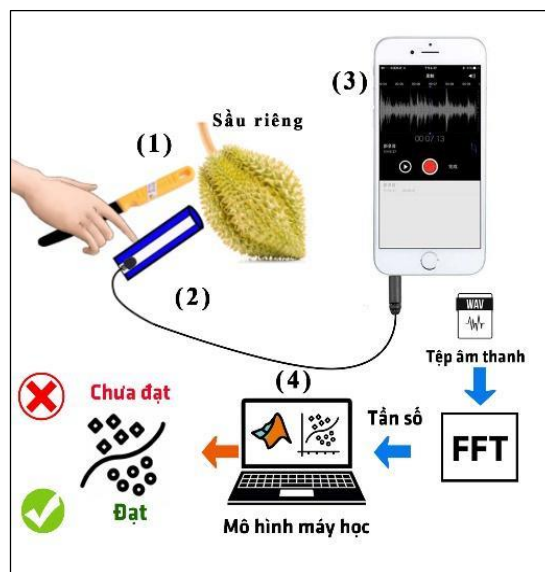
Do đó, nghiên cứu này đề xuất một giải pháp âm thanh giá rẻ, nhỏ gọn để đánh giá độ chín của quả sầu riêng tại vườn trước khi thu hoạch. Một hệ thống thu

âm chi phí thấp và có khả năng loại bỏ âm thanh gây nhiễu từ môi trường đã được thiết kế. Một số mô hình máy học phổ biến cũng đã được áp dụng để đánh giá khả năng ứng dụng của hệ thống đề xuất với âm thanh của quả sầu riêng được thu trực tiếp tại vườn.

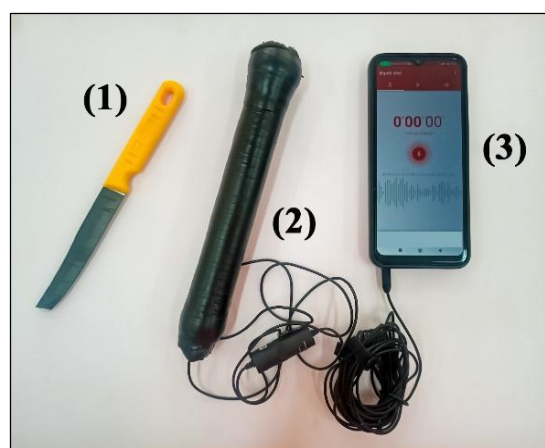
2. Phương pháp nghiên cứu

2.1 Tổng quan về giải pháp đề xuất

Giải pháp đề xuất có bốn thành phần chính gồm thanh gỗ (1), ống cách âm (2), hệ thống thu âm (3) và chương trình phân tích dữ liệu (4), được thể hiện ở H.1.



(a)



(b)

H. 1 Tổng quan về hệ thống đề xuất (a) và hình ảnh thiết bị thực tế (b).

2.2 Giải pháp thu âm và cách âm

Để tạo ra âm thanh phản xạ của sầu riêng, một con dao cán nhựa phổ biến (chiều dài từ cán dao đến mũi dao là 21 cm, bề rộng 2 cm) đã được sử dụng. Đây là loại dụng cụ mà hầu hết những người thu hoạch sầu riêng sử dụng cho mục đích vừa có thể gõ vào quả sầu riêng để nghe âm thanh và vừa dùng để cắt quả sầu riêng khi cho rằng quả sầu riêng đã đủ độ chín.

a. Giải pháp thu âm giá rẻ

Trong nghiên cứu này, ba microphone nhỏ gọn (Boya BY-M1 Pro, Saramonic SR-M1 và Rode Lavalier GO) được xem xét để lựa chọn một microphone phù hợp nhất. B.1 thể hiện một số tính năng quan trọng của ba microphone này.

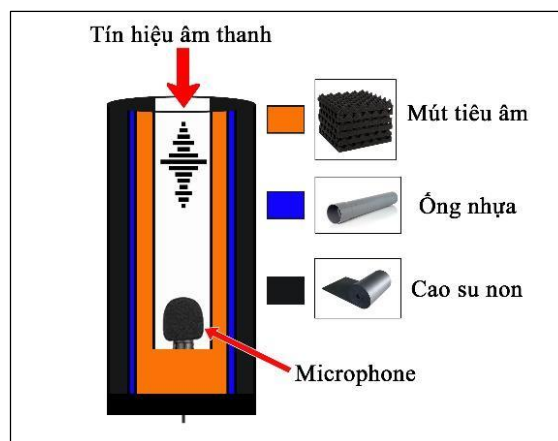
B.1 Một số tính năng quan trọng của các microphone tiềm năng

Tính năng	Boya BY-M1 Pro	Saramonic SR-M1	Rode Lavalier GO
Tần số	65 Hz – 18 kHz	30 Hz – 18 kHz	20 Hz – 20 kHz
Độ nhạy	-30 dB	-30 dB	-35 dB
Tỉ số tín hiệu trên nhiễu	78 dB	78 dB	67 dB
Khối lượng	58 g	22 g	16 g
Giá (USD)	21 [17]	42 [18]	70 [19]

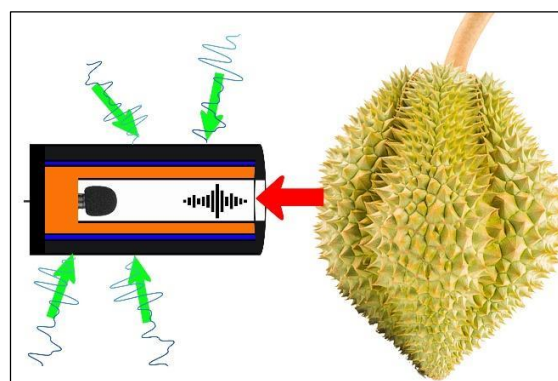
Các nghiên cứu trước đây cho thấy tần số phản xạ của quả sầu riêng nằm trong khoảng 300 Hz đến 400 Hz [9]. Vì thế, tần số đáp ứng của các microphone đều thỏa mãn yêu cầu. Độ nhạy và tỉ số tín hiệu trên nhiễu của các microphone này không có sự khác biệt lớn. Tuy nhiên, giá thành có khác biệt nhiều giữa các microphone này. Microphone Boya BY-M1 Pro có giá thành thấp nhất (21 USD) và microphone Rode Lavalier GO có giá thành cao nhất (70 USD). Các microphone này đều có khối lượng thấp (nhỏ hơn 60 g) và khối lượng này rất thích hợp để tích hợp vào các thiết bị nhỏ gọn, dễ dàng sử dụng trực tiếp ngoài hiện trường. Các thông tin ở Bảng 1 cho thấy microphone Boya BY-M1 Pro đáp ứng được các yêu cầu về tần số đáp ứng, độ nhạy, khả năng chống nhiễu tốt, khối lượng nhỏ, và đặc biệt là giá thành rẻ. Vì vậy thiết bị này được sử dụng và kết nối trực tiếp với điện thoại di động bất kỳ có cài đặt ứng dụng ghi âm để thực hiện việc ghi âm trong nghiên cứu này.

b. Giải pháp cách âm

Âm thanh phản xạ của sầu riêng được thu thập trực tiếp tại vườn nên dễ bị ảnh hưởng bởi các âm thanh gây nhiễu từ môi trường xung quanh. Vì vậy, việc cách âm là rất cần thiết. Trong nghiên cứu này, một ống cách âm dạng trụ tròn với chiều dài 24 cm và đường kính 11 cm đã được thiết kế và một microphone Boya BY-M1 Pro được đặt ở bên trong, được thể hiện ở H.2. Ống cách âm được cấu tạo với 3 lớp vật liệu gồm mút tiêu âm, ống nhựa, và cao su non (H.2a). Mút tiêu âm được đặt bên trong ống giúp ngăn chặn tiếng vang của âm thanh khi đi vào trong ống cách âm. Ống nhựa được sử dụng cho mục đích vừa cách âm và vừa làm khung định hình cho ống cách âm. Lớp cao su non bên ngoài là lớp vật liệu có tính đàn hồi giúp giảm rung chấn và ngăn chặn âm thanh. H.2b thể hiện âm thanh khi lan truyền qua 3 lớp vật liệu của ống cách âm sẽ bị giảm dần năng lượng.



(a)



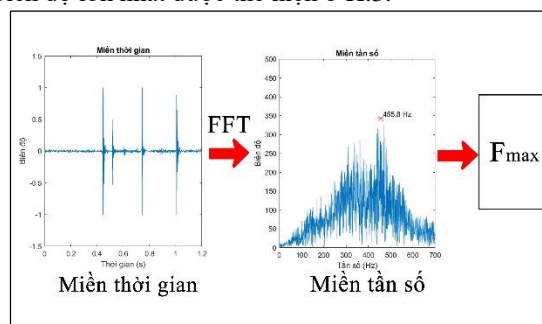
(b)

H.2 Ống cách âm: cấu tạo (a) và mô tả hoạt động (b)

2.3 Chương trình phân tích dữ liệu

a. Tìm tần số có biên độ lớn nhất

Trong nghiên cứu này tín hiệu âm thanh thu được từ quả sầu riêng sẽ được chuyển đổi từ miền thời gian sang miền tần số bằng thuật toán FFT (Fast Fourier Transform). Sau đó, tần số có biên độ lớn nhất (F_{max}) được trích xuất và được dùng làm biến ngõ vào của các mô hình máy học. Các bước thực hiện để tìm tần số có biên độ lớn nhất được thể hiện ở H.3.



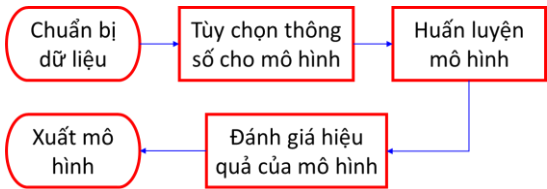
H.3 Biến đổi tín hiệu từ miền thời gian sang miền tần số và tìm tần số có biên độ lớn nhất

b. Mô hình phân loại và đánh giá mô hình

Trong nghiên cứu này, ba giải thuật phân loại phổ biến gồm Discriminant Analysis (DA), Support Vector Machine (SVM), và K-nearest Neighbors (KNN) đã được sử dụng để xây dựng các mô hình phân loại độ

chín của sầu riêng thành 2 nhóm: Nhóm 1 – sầu riêng đạt độ chín và Nhóm 2 – sầu riêng chưa đạt độ chín.

Các giải thuật này được tích hợp sẵn trong công cụ Classification Learner của phần mềm MATLAB 2023b (phiên bản dùng thử). H.4 thể hiện lưu đồ dùng để huấn luyện các mô hình phân loại trong công cụ Classification Learner với 5 bước chính gồm: chuẩn bị dữ liệu dùng để huấn luyện và đánh giá, lựa chọn một số tùy chọn các cho mô hình phân loại, huấn luyện mô hình, đánh giá hiệu quả của mô hình và cuối cùng là xuất các mô hình đã được huấn luyện thành công.



H. 4 Lưu đồ huấn luyện mô hình phân loại trong công cụ Classification Learner

Quá trình huấn luyện và đánh giá các mô hình được thực hiện trên một máy tính hệ điều hành Windows 11, 64 bit, 8 GB RAM, chip AMD Ryzen 5 5600H, Radeon Graphics 3.3 GHz.

Các mô hình phân loại được đánh giá thông qua hai chỉ tiêu chất lượng gồm Accuracy và Precision, được tính theo công thức (1) và (2):

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \tag{1}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{2}$$

Trong đó:

- TP (True positive): Mẫu Nhóm 1 được dự đoán chính xác là Nhóm 1,
- FP (False positive): Mẫu nhóm 2 bị dự đoán sai là Nhóm 1,
- TN (True negative): Mẫu Nhóm 2 được dự đoán chính xác là Nhóm 2,
- FN (False negative): Mẫu Nhóm 1 bị dự đoán sai là Nhóm 2.

2.4 Các thí nghiệm đánh giá giải pháp đề xuất

a. Đánh giá khả năng thu âm và phân tích tần số

Hệ thống thu âm được đặt trong một phòng kín, yên tĩnh để kiểm tra hoạt động của hệ thống. Một ứng dụng di động có tên là Frequency Sound Generator đã được sử dụng để phát ra các âm thanh với tần số xác định trước. Các tần số được thử nghiệm nằm trong khoảng tần số đáp ứng của microphone, gồm: 100, 175, 200, 250, 300, 440, 550, 620, 865, và 1100 Hz. Mỗi tần số được phát ra 10 lần và được thu âm lại để tính toán tần số Fmax. Giá trị Fmax trung bình của từng tần số được so sánh lại với tần số biết trước.

b. Đánh giá khả năng cách âm

Để kiểm khả năng cách âm của ống cách âm, hai thí nghiệm thu âm (có cách âm và không có cách âm) đã được thực hiện tại một vườn trồng sầu riêng ở huyện

Phong Điền, TP. Cần Thơ. Âm thanh thu được từ hai thí nghiệm này sẽ được chuyển về miền tần số và so sánh với nhau.

Thí nghiệm 1 – Thu âm không sử dụng ống cách âm: Trong thí nghiệm này, microphone được sử dụng trực tiếp để thu âm thanh của quả sầu riêng khi gõ vào quả. Trong quá trình thu âm, âm thanh gây nhiễu gồm âm thanh của gió, âm thanh chuyển động của các tán cây, âm thanh của máy cắt cỏ đang hoạt động cách vị trí thu âm khoảng 40m.

Thí nghiệm 2 – Thu âm có sử dụng ống cách âm: Thí nghiệm này được thực hiện hoàn toàn tương tự về cách thức và âm thanh gây nhiễu từ môi trường như Thí nghiệm 1. Tuy nhiên, trong thí nghiệm này microphone được đặt trong ống cách âm như đã được trình bày ở phía trên.

c. Đánh giá khả năng phân loại độ chín sầu riêng bằng mô hình máy học

Trong nghiên cứu này, 20 quả sầu riêng ở giai đoạn 90 ngày sau khi xả nhị đã được thu âm và các quả này được chia thành 2 nhóm (10 quả đạt độ chín – Nhóm 1 và 10 quả chưa đạt độ chín – Nhóm 2) dựa vào ý kiến đánh giá của chuyên gia. Việc thu mẫu âm thanh được thực hiện tại vườn trồng sầu riêng và khi quả chưa được thu hoạch. Âm thanh thu được của 20 quả sầu riêng này sẽ được chuyển về miền tần số để tìm giá trị Fmax. Sau đó, các giá trị Fmax này sẽ được sử dụng để huấn luyện các mô hình máy học nhằm phân loại độ chín của sầu riêng.

Để tìm ra mô hình có khả năng phân loại tốt nhất, một số tùy chọn cài đặt trong công cụ Classification Learner cho các mô hình đã thực hiện, được liệt kê ở B.2.

B. 2 Một số cài đặt tùy chọn cho các mô hình máy học

Mô hình	Tùy chọn cài đặt
DA	Linear, Quadratic
SVM	Linear, Quadratic, cubic, Fine gaussian, medium gaussian, coarse gaussian
KNN	Fine, medium, Coarse, cosine, cubic, Weighted

3. Kết quả và thảo luận

3.1 Đánh giá hoạt động thu âm và phân tích tần số

Kết quả thí nghiệm kiểm tra hoạt động của hệ thống thu âm và phân tích tần số được thể hiện trong B.3. Trong bảng này, tần số Fmax trung bình được tính toán từ tần số Fmax của 10 mẫu dữ liệu cho mỗi tần số biết trước phát ra từ ứng dụng trên điện thoại.

3.2 Đánh giá khả năng cách âm

Kết quả đánh giá khả năng cách âm của ống cách âm được thể hiện ở H.5. H.5a và 5b thể hiện tín hiệu âm thanh trong miền thời gian và trong miền tần số của thí nghiệm thu âm không sử dụng ống cách âm. Âm thanh thu được ở thí nghiệm này gồm có âm thanh nhiễu từ môi trường xung quanh và âm thanh khi gõ vào quả sầu

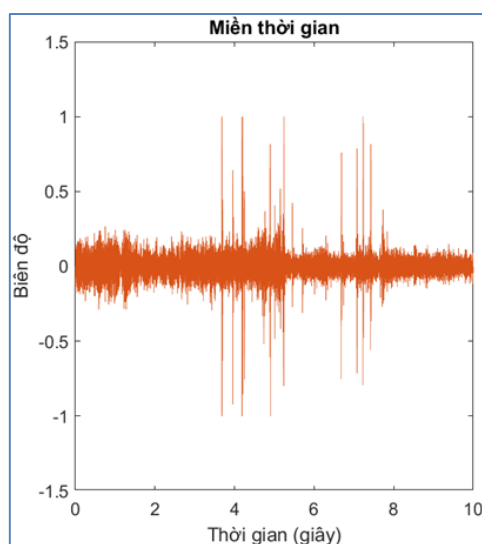
riêng. Kết quả phân tích tần số (H.5b) cho thấy có hai đỉnh tần số rõ rệt xuất hiện ở vị trí 126.9 Hz và 344.1 Hz. Điều này cho thấy âm thanh nhiễu đã được thu cùng với âm thanh phản xạ khi gõ vào quả sầu riêng và khó xác định chính xác tần số nào là tần số thật sự của âm thanh phản xạ của quả sầu riêng.

Khi có sử dụng ống cách âm, biên độ của đỉnh tần số ở vị trí 126.9 Hz đã giảm đi đáng kể, và biên độ của đỉnh tại vị trí 344 Hz trở nên nổi trội (H.5d). Bên cạnh đó, H.5c cũng cho thấy biên độ của tín hiệu âm thanh trong miền thời gian khi có sử dụng ống cách âm đã giảm đi so với khi không có sử dụng ống cách âm (H.5a).

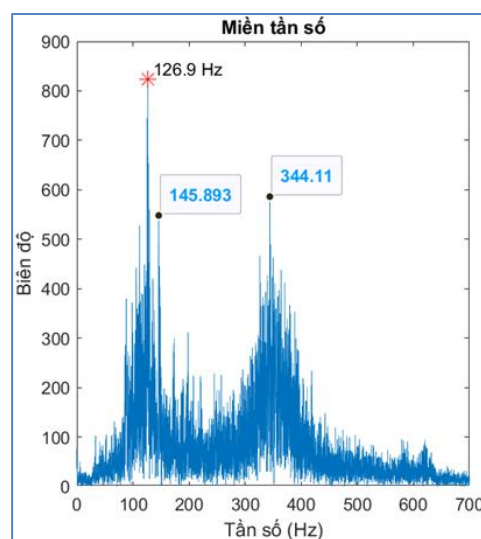
Kết quả thí nghiệm này cho thấy ống cách âm đã giúp loại bỏ được âm thanh gây nhiễu bởi môi trường và giúp cho việc xác định tần số của quả sầu riêng khi gõ được chính xác hơn.

B.3 Kết quả thu âm và phân tích âm thanh với hệ thống đề xuất

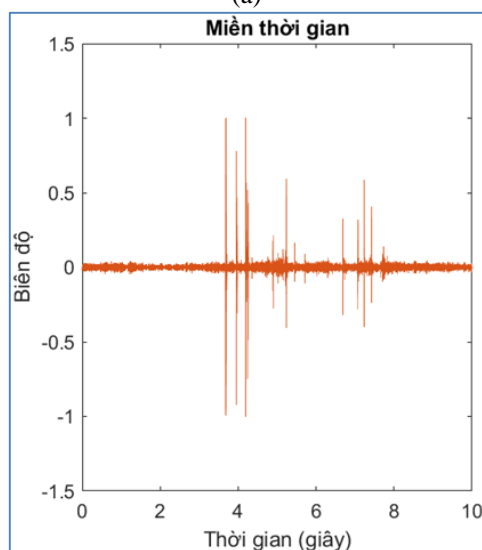
TT	Tần số biết trước (Hz)	Tần số phân tích được (Hz)	Sai lệch (Hz)
1	100	103	3
2	175	177	2
3	200	201	1
4	250	251	1
5	300	303	3
6	440	442	2
7	550	555	5
8	620	623	3
9	865	870	5
10	1100	1107	7
Sai lệch trung bình (Hz):			3.2



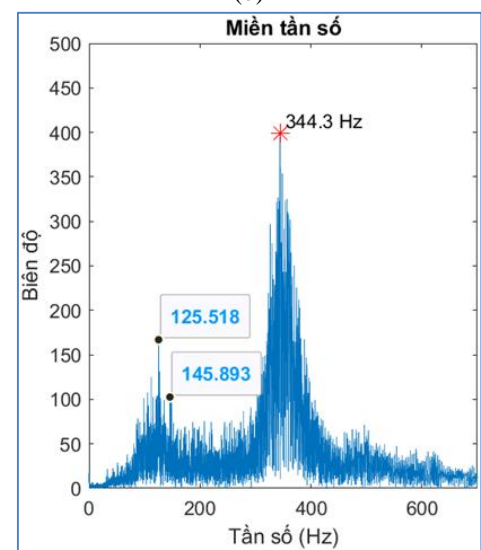
(a)



(b)



(c)



(d)

H.5 Kết quả đánh giá khả năng cách âm: tín hiệu âm thanh trong miền thời gian (a) và trong miền tần số (b) khi không sử dụng ống cách âm; tín hiệu âm thanh trong miền thời gian (c) và trong miền tần số (d) khi có sử dụng ống cách âm.

3.3 Đánh giá khả năng phân loại độ chín

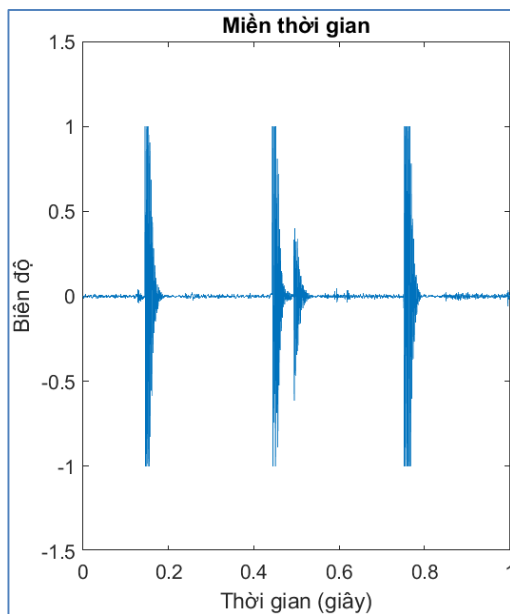
Trong nghiên cứu này, mỗi quả sầu riêng đã được gõ tại 3 vị trí có múi, mỗi vị trí được gõ 3 lần để thu được 9 mẫu dữ liệu âm thanh cho mỗi quả. B.4 thể hiện thông tin thống kê của hai nhóm sầu riêng được sử dụng trong nghiên cứu này.

B.4 Thông tin thống kê của hai nhóm sầu riêng

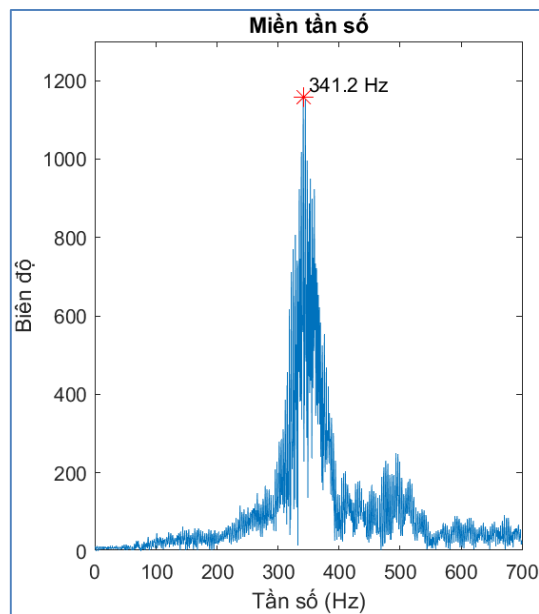
Thông số	Nhóm 1	Nhóm 2
Số quả sầu riêng	10	10
Số mẫu âm thanh	90	90
Tần số lớn nhất (Hz)	358	549
Tần số nhỏ nhất (Hz)	228	351
Tần số trung bình (Hz)	322.2	439.9
Độ lệch chuẩn (Hz)	23.2	73.9

B.4 cho thấy tần số nhỏ nhất và lớn nhất của Nhóm 1 lần lượt là 228 và 358 Hz. Trong khi đó, tần số nhỏ nhất và lớn nhất của Nhóm 2 lần lượt là 351 và 549 Hz. Số liệu thống kê này cho thấy tần số của sầu riêng đạt độ chín (trung bình 322.2 Hz) thấp hơn so với sầu riêng chưa đạt độ chín (trung bình 439.9 Hz).

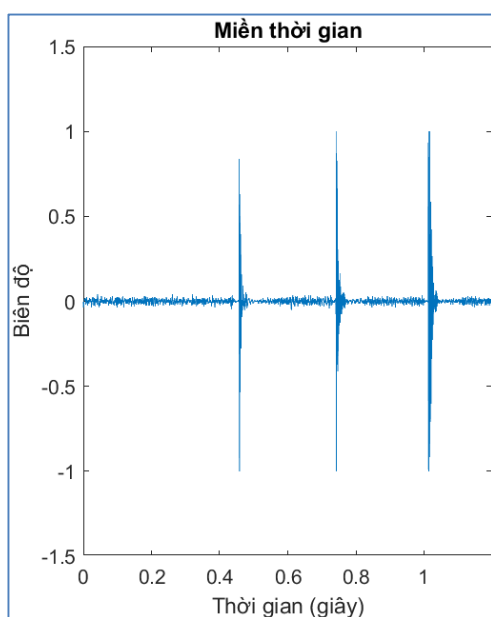
H.6 thể hiện tín hiệu âm thanh điển hình cho nhóm sầu riêng Nhóm 1 và sầu riêng Nhóm 2. H.6a và 6b là tín hiệu âm thanh trong miền thời gian và miền tần số của sầu riêng Nhóm 1 và tần số của quả sầu riêng khi gõ được xác định là 341.2 Hz. Trong khi đó, quả sầu riêng Nhóm 2 có tần số cao hơn (453.7 Hz), được thể hiện ở H.6d.



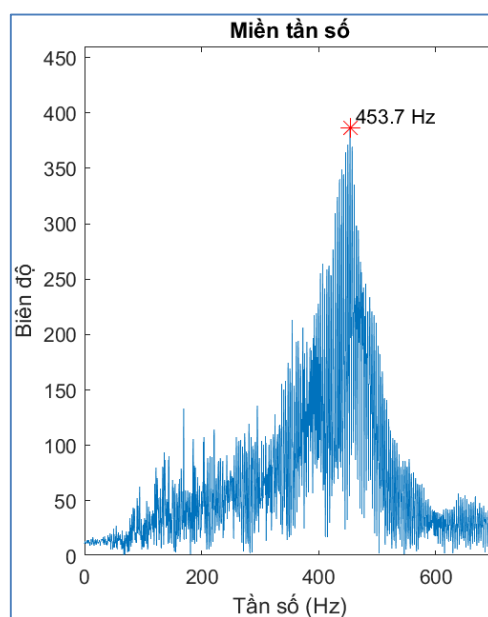
(a)



(b)



(c)



(d)

H.6 Tín hiệu âm thanh điển hình trong miền thời gian và miền tần số của sầu riêng Nhóm 1 (a, b) và Nhóm 2 (c, d).

Trong nghiên cứu này, 180 mẫu dữ liệu sầu riêng (90 mẫu cho mỗi nhóm) đã được chia ngẫu nhiên thành 2 tập dữ liệu: 126 mẫu dữ liệu dùng cho việc huấn luyện và 54 mẫu dữ liệu dùng cho quá trình kiểm tra các mô hình máy học. B.5 thể hiện kết quả huấn luyện và kiểm tra của các mô hình máy học.

B.5 Kết quả huấn luyện và kiểm tra của các mô hình máy học

Mô hình	Huấn luyện (%)		Kiểm tra (%)	
	Accuracy	Precision	Accuracy	Precision
DA	89.7	83.8	92.6	87.1
SVM	97.6	96.9	96.3	93.1
KNN	96.8	96.8	96.3	93.1

Tất cả các mô hình đều cho kết quả phân loại có độ chính xác cao với Accuracy trên 89% và Precision trên 83%. Trong ba mô hình này, mô hình SVM và mô hình KNN cho kết quả phân loại ở bước kiểm tra đều cao bằng nhau (Accuracy là 96.3% và Precision là 93.1%). Tuy nhiên, ở quá trình huấn luyện thì mô hình SVM cho kết quả tốt hơn mô hình KNN. Ngoài ra, mô hình DA cho kết quả phân loại không tốt bằng hai mô hình còn lại cả tiêu chí Accuracy và Precision. Kết quả này cho thấy mô hình SVM là mô hình có khả năng phân loại tốt nhất (Accuracy là 96.3 % và Precision là 93.1 %) trong ba mô hình được thử nghiệm.

3.4 Thảo luận

Thông qua các kết quả đánh giá hoạt động thu âm và phân tích tần số, khả năng cách âm, và khả năng phân loại độ chín của sầu riêng cho thấy giải pháp đề xuất có tiềm năng lớn trong việc đánh giá độ chín của sầu riêng trước khi thu hoạch. Bên cạnh đó, một số vấn đề mà giải pháp đề xuất cần tiếp tục xem xét và phát triển:

- Thu thập thêm nhiều mẫu sầu riêng hơn tại nhiều vườn trồng khác nhau để đảm bảo dữ liệu có tính đại diện cao, giúp nâng cao độ chính xác cho các mô hình máy học.
- Phát triển ứng dụng phân tích âm thanh và hiển thị kết quả đánh giá ngay trên điện thoại di động để tận dụng tối đa khả năng của thiết bị. Từ đó, giúp cho việc đánh giá độ chín của sầu riêng được thực hiện dễ dàng cho mọi đối tượng mà không lệ thuộc vào kinh nghiệm của người đánh giá như hiện nay.

4. Kết luận

Trong nghiên cứu này, một giải pháp âm thanh giá rẻ dùng để đánh giá độ chín của sầu riêng trước khi thu hoạch đã được đề xuất và đánh giá. Một microphone giá rẻ được đặt trong ống cách âm và kết nối với điện thoại di động để tạo ra một hệ thống thu âm đơn giản, chi phí thấp và có khả năng loại bỏ được âm thanh gây nhiễu trong điều kiện thu âm tại vườn trồng sầu riêng. Khả năng phân loại độ chín của sầu riêng trước khi thu hoạch đã được đánh giá thông qua một số mô hình máy học với độ chính xác đạt được 96.3 %. Kết quả của nghiên cứu này cho thấy giải pháp đề xuất có khả năng đánh giá chính xác độ chín của quả sầu riêng ở giai

đoạn trước thu hoạch, giảm thiểu tối đa sai sót so với các phương pháp đánh giá truyền thống, giúp nâng cao chất lượng và giá trị của quả sầu riêng.

Tài liệu tham khảo

- [1] T. V. Hau, T. S. Hieu, and N. H. Duong, "Flowering and fruit development characteristics of "Bi Ro hat lep" durian (*Duriozibethinus* Murr.) grown in Phung Hiep district, Hau Giang province", *Can Tho Univ. J. Sci.*, vol. 56(4), p. 109, 2020, doi: 10.22144/ctu.jvn.2020.089.
- [2] T. Yantarasri, J. Sornsrivichai, and P. Chen, "X-ray and NMR for nondestructive internal quality evaluation of durian and mangosteen fruits," in *Acta Horticulturae*, 1998, pp. 97–101. doi: 10.17660/actahortic.1998.464.11
- [3] W. Somton, S. Pathaveerat, and A. Terdwongworakul, "Application of near infrared spectroscopy for indirect evaluation of 'Monthong' durian maturity," *Int. J. Food Prop.*, vol. 18, no. 6, pp. 1155–1168, 2015, doi: 10.1080/10942912.2014.891609.
- [4] R. K. Srivastava, S. Talluri, S. K. Beebi, and B. Rajesh Kumar, "Magnetic Resonance Imaging for Quality Evaluation of Fruits: a Review," *Food Anal. Methods*, vol. 11, no. 10, pp. 2943–2960, 2018, doi: 10.1007/s12161-018-1262-6.
- [5] M. Mohd Ali, N. Hashim, and M. I. Shahamshah, "Durian (*Durio zibethinus*) ripeness detection using thermal imaging with multivariate analysis," *Postharvest Biol. Technol.*, vol. 176, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.postharvbio.2021.111517.
- [6] Thipsrirach, Y., Kosacka-Olejnik, M., & Poonikom, K. (2023), "Classification of durian maturity using a convolutional neural network Yingyos", *Engineering and Applied Science Research* 2023, 50(3):233-243, doi: 10.14456/easr.2023.26
- [7] P. Kuson and A. Terdwongworakul, "Minimally-destructive evaluation of durian maturity based on electrical impedance measurement," *J. Food Eng.*, vol. 116, no. 1, pp. 50–56, May 2013, doi: 10.1016/j.jfoodeng.2012.11.021.
- [8] M. Rivai, F. Budiman, D. Purwanto, M. S. A. Al Baid, Tukadi, and D. Aulia, "Discrimination of durian ripeness level using gas sensors and neural network," in *Procedia Computer Science*, 2021, vol. 197, pp. 677–684. doi: 10.1016/j.procs.2021.12.188.
- [9] A. Terdwongworakul and N. Neamsorn, "Non-destructive Maturity Measurement of 'Montong' Durian Using Stem Strength and Resonant Frequency" *KKU Engineering Journal* Vol. 33 No. 5 (555 – 563) September – October 2006.
- [10] T. Tantisopharak, H. Moon, P. Youryon, K. Bunya-Athichart, M. Krairiksh, and T. K. Sarkar, "Nondestructive Determination of the Maturity of the Durian Fruit in the Frequency Domain

- Using the Change in the Natural Frequency,” IEEE Trans. Antennas Propag., vol. 64, no. 5, pp. 1779–1787, May 2016, doi: 10.1109/TAP.2016.2533660.
- [11] R. Phoophuangpairaj, “Computerized unripe and ripe durian striking sound recognition using syllable-based HMMs,” in Applied Mechanics and Materials, 2014, vol. 446–447, pp. 927–935. doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.446-447.927.
- [12] M. Phothisonothai, “Nondestructive maturity classification of durian based on fractal features,” 10th International Conference on Information Sciences, Signal Processing and their Applications, ISSPA 2010. pp. 566–569, 2010. doi: 10.1109/ISSPA.2010.5605440.
- [13] W. Kharamat, M. Wongsaisuwan, and N. Wattanamongkhol, “Durian Ripeness Classification from the Knocking Sounds Using Convolutional Neural Network,” 2020 8th Int. Electr. Eng. Congr., pp. 1–4, Mar. 2020, doi: 10.1109/IEEECON48109.2020.229571.
- [14] P. Khunarsa, J. Mahawan, P. Nakjai, and N. Onkhum, “Nondestructive Determination of Maturity of the Monthong Durian by Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCCs) and Neural Network,” Appl. Mech. Mater., vol. 855, pp. 75–81, Oct. 2016, doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.855.75.
- [15] I. W. Budiastara, A. Trisnobudi, and H. K. Purwadaria, “Ultrasonic system for automation of internal quality evaluation of durian,” IFAC Proc. Vol., vol. 32, no. 2, pp. 5628–5633, Jul. 1999, doi: 10.1016/S1474-6670(17)56960-8.
- [16] W. Kongrattanasert, S. Arunrungrusmi, B. Pungsiri, K. Chamnongthai, and M. Okuda, “Nondestructive Maturity Determination Of Durian By Force Vibration And Ultrasonic,” Int. J. Uncertainty, Fuzziness Knowledge-Based Syst., vol. 09, no. 06, pp. 703–719, Dec. 2001, doi: 10.1142/S0218488501001162.
- [17] Amazon, “BOYA by-M1 Pro,” 2023. <https://www.amazon.com/BOYA-Omnidirectional-Microphone-Smartphones-Camcorders/dp/B0828JDF3H?th=1>
- [18] Saramonicvietnam, “Saramonic Lavalier SR-UM10-M1,” 2023. <https://saramonicvietnam.com/san-pham/lavalier-sr-um10-m1/>
- [19] Amazon, “Rode Lavalier GO,” 2023. <https://s.net.vn/TY1F>



Nguyễn Hữu Phước, sinh năm 2002, hiện tại đang là sinh viên ngành Kỹ thuật cơ điện tử của Trường Đại học Cần Thơ. Hướng nghiên cứu chính là thiết kế hệ thống giám sát, đo lường và điều khiển ứng dụng công nghệ IoT và đánh giá chất

lượng bên trong của nông sản bằng phương pháp không phá hủy.



Dương Thanh Phong, sinh năm 2002, hiện tại đang là sinh viên ngành Kỹ thuật điều khiển và tự động hóa của Trường Đại học Cần Thơ. Hướng nghiên cứu chính là thiết kế hệ thống giám sát, đo lường và điều khiển các ứng dụng công nghiệp.



Huỳnh Việt Lam, sinh năm 2002, hiện tại đang là sinh viên ngành Kỹ thuật cơ điện tử của Trường Đại học Cần Thơ. Hướng nghiên cứu chính là thiết kế hệ thống giám sát, đo lường các chỉ tiêu chất lượng nước trong nuôi trồng thủy sản và đánh giá chất lượng bên trong của nông sản bằng phương pháp không phá hủy.



Trần Nhật Thanh, nhận bằng thạc sĩ ngành Tự động hóa của Trường ĐH Bách khoa TP. HCM năm 2011 và nhận bằng tiến sĩ ngành Thiết kế kỹ thuật của Viện Công nghệ Kyoto – Nhật Bản năm 2021. Hiện tại đang là giảng viên tại Khoa Tự động hóa, Trường Bách Khoa, Trường Đại học Cần Thơ. Hướng nghiên cứu chính gồm đánh giá chất lượng sản phẩm nông nghiệp và thủy sản bằng các phương pháp không phá hủy, thiết kế hệ thống đo lường các thông số môi trường bằng các giải pháp không tiếp xúc.